



TITLE:

マルチモダリティ医用三次元画像 の自動位置合わせ手法に関する研 究(Dissertation_全文)

AUTHOR(S):

水田, 忍

CITATION:

水田, 忍. マルチモダリティ医用三次元画像の自動位置合わせ手法に関する研究. 京都大学, 1999, 博士(工学)

ISSUE DATE:

1999-07-23

URL:

<https://doi.org/10.11501/3156169>

RIGHT:

②

マルチモダリティ医用三次元画像の
自動位置合わせ手法に関する研究

平成11年2月

水田 忍

目次

第 1 章 序論	1
第 2 章 画像間の自動位置合わせに関する従来手法とその問題点	5
2.1 緒言	5
2.2 画像間位置合わせ手法	5
2.3 画像間類似度評価関数	13
2.4 画像間位置合わせ手法の性能評価法	17
2.5 結言	18
第 3 章 一次元投影像を用いた三次元画像間の高速位置合わせ	19
3.1 緒言	19
3.2 画像間位置合わせ手法	20
3.3 評価実験	31
3.4 考察	43
3.5 結言	47
第 4 章 連結部分領域の逐次的な線形変形に基づく画像間の非線形位置合わせ	49
4.1 緒言	49
4.2 二次元画像を対象とした画像間位置合わせ手法	50
4.3 評価実験	58
4.4 考察	63
4.5 三次元画像を対象とした手法の拡張	66
4.6 結言	68

第 5 章 二次元特徴空間ヒストグラムのベクトル量子化歪を用いたマルチモダリティ画像間類似度評価関数	69
5.1 緒言	69
5.2 画像間類似度評価関数	70
5.3 評価実験	77
5.4 考察	90
5.5 結言	92
第 6 章 三次元脳地図と医用頭部画像の自動非線形位置合わせシステム	93
6.1 緒言	93
6.2 システムの目的	94
6.3 三次元脳地図と頭部画像間の位置合わせ	96
6.4 評価実験	100
6.5 考察	104
6.6 結言	108
第 7 章 結論	109
謝辞	113
参考文献	114
関連発表論文	117
関連講演報告	118

第 1 章 序論

近年、断層像に基づく医用三次元画像が広く用いられている。医用三次元画像の利用目的は人体の内部状態を非侵襲的に把握することであり、応用範囲は診断や治療計画・医学教育など多岐にわたる[1]。特に頭部画像に関しては、脳手術時の観察や操作が特に慎重を要し、また脳機能の解析が近年特に注目されていることから、様々な三次元画像が盛んに利用されている。

医用目的で一般に用いられる三次元画像には種々のモダリティ（画像種）があり、一般に（１）人体の形態学的構造を表現する形態画像と、（２）細胞の代謝や血流などを記述する機能画像とに分類される。（１）の例としては、組織の X 線吸収率を画像化する X 線 C T（Computed Tomography）や組織の水素密度などを示す M R（Magnetic Resonance）像などがある。また、（２）の例としては、体内に放射性核種を含む薬剤を注入し、核種の振る舞いを外部に放出される放射線から観察することで細胞の代謝や血流の状態を画像化する S P E C T（Single Photon Emission Computed Tomography）や P E T（Positron Emission Tomography）などがある。（１）にはまた、三次元的に構築された人体の地図やモデル、写真やビデオカメラなどにより撮影された二次元画像を基に構築された、実空間を記述する三次元画像などを含めることも可能であろう。（１）（２）共、撮影方法だけでなく撮影パラメータや利用薬剤などによっても画像の性質が大きく変化する。従って、これらをすべて異なるモダリティとして取り扱うと、その総数は膨大なものとなる。

異なるモダリティの画像はそれぞれ、撮影対象に関する異なった特徴を提示しており、これらを組み合わせる事で単一モダリティのみでは得られない情報を読み取る事ができる。有効なモダリティの組み合わせとして一般に用いられるのは、上記（１）の形態画像と（２）の機能画像の組み合わせである。例えば、X 線 C T 画像は血流などの機能情報を記述しておらず、他方 P E T 画像から人体の詳細な形態学的構造を獲得することは困難であるが、両者を組み合わせる事によ

り、人体各部における機能の状態を把握する事が可能となる。

また、同一モダリティの場合も、(2)の機能画像に関して多数の画像の収集に基づく統計解析などを行うような場合には、画像間の対応付けが必要となる。このような処理の例としては、被験者に異なる刺激を与え、各刺激のもとで複数回撮影された脳血流PET画像各部の画素値分布を比較することにより、刺激の違いにより血流が変化する部位を求め、血流と相関の高い脳細胞の活性状態と刺激との関係を抽出することなどが挙げられる。

このような画像の統合を実現するためには、画像間の形態学的位置の対応関係を抽出する必要がある。しかし、同一の被験者を対象とした画像であっても、撮影対象の画像中での位置が全く等しくなるように撮影条件を設定することは非常に困難である。また、異なる被験者について画像を比較する場合、人体の各器官には個体により形状の差異があるため、対象の画像中の位置を撮影時に予め統一する事は不可能である。そこで、画像間の空間的な位置合わせを、画像撮影後に行うことが必要になる。

画像間の位置合わせを視察に基づく用手的操作により実現する場合、(1)画像の可視化と空間的操作(2)画像間に共通する形態学的特徴の抽出が技術的な検討課題となる。(1)については、対象となる画像が二次元画像である場合、比較的容易に実現可能である。しかし、三次元画像に関しては、効率的な可視化と操作者による三次元的な空間操作は通常困難である。近年のVR(Virtual Reality:仮想現実感)関連技術の発展に伴い、ステレオ立体視表示装置や三次元マウスなどこれらの問題を解決し得る機材が開発され、三次元医用画像の位置合わせに利用可能なシステムの開発も行われているが[2]、システム上で有効な処理が行えるのは、位置合わせの対象となる器官が予め画像中から抽出されている場合に限られている。これは、実空間上で物体を操作する場合、視覚や触覚により把握できるのは通常その物体の表面情報のみであり、VR技術によりこのような実空間上での操作を仮想空間上で模擬する場合、操作対象となる器官の表面記述が不可欠となるためである。三次元画像の操作をこの種のシステムで実現する

場合、画像は三次元的な空間情報を大量に保持しているにも関わらず、操作の際には少数の抽出領域表面などごく一部分しか利用できず、結果として十分な位置合わせが不可能になることが起き得る。

また(2)については、位置合わせの対象となる画像のモダリティが異なる場合、画像間で共通する、用手操作に利用可能な形態学的特徴を抽出することは一般に困難である。これは、画像中から抽出可能な特徴がモダリティにより異なり、また抽出誤りや抽出精度の傾向もモダリティにより異なることが予想されるためである。

本論文では、これまでに述べた医用三次元画像間位置合わせの必要性和用手操作による処理実現の問題点を考慮し、マルチモダリティ医用三次元画像間の位置合わせを、自動的に行う手法の開発を研究の目的とする。自動位置合わせは、2つの画像の一方を変形させた後、それが他方の画像とどの程度類似しているかを評価し、変形のパラメータを最適化することにより実現する。この時、比較する画像のモダリティが異なる場合には、画像間の類似度を評価する際に画素値差分などの一般的な尺度を用いることができない。従って、処理を実現するための技術的課題としては(1)画像間の対応関係探索に基づく位置合わせ手続き(2)画像間の類似度評価関数が挙げられる。(1)については、位置合わせ精度と処理速度、解への収束性などが主な課題となる。ここで、被験者による器官の形状の差異は線形変形だけでは記述できないことから、非線形な変形に対応可能な位置合わせ手法について検討する。また、(2)については、マルチモダリティに対応可能である事が必要であり、検討課題としては評価関数の位置合わせに対する寄与度や最適解周辺での関数の安定性、所要計算量などが挙げられる。先述の通り医用画像は多種あることから、モダリティへの依存性についても検討を要する。三次元画像を対象とした場合、上記2つの検討課題のいずれについても確立された手法がないのが現状であり、これらを解決する手法の提案は工学的な意義を持つ。

本論文では、上記(1)に示した画像間の位置合わせ手法として(a)一次

元投影像を用いた三次元画像間の高速位置合わせ手法（b）連結部分領域の逐次的な更新に基づく画像間の非線形位置合わせ手法の2つを提案する。ここで、提案手法（a）は後段の位置合わせ処理を効率化するための高速な前処理を目標としており、（b）は精緻な非線形位置合わせを目標としている。また、（2）に示す類似度評価関数として、二次元特徴空間ヒストグラムのベクトル量子化歪を最小化する手法を提案する。二次元特徴空間ヒストグラムは、画像間の画素値の対応関係を二次元ヒストグラムの形で記述する方法である。

以下に本論文の構成を示す。まず第2章において、画像の自動位置合わせに関する従来の手法とその問題点について述べる。第3章では、一次元投影像を用いた三次元画像の高速位置合わせ手法を提案し、評価実験から手法の有効性を示す。第4章では、二次元画像を対象として、連結部分領域の逐次的な線形変形に基づく画像間の非線形位置合わせ手法を提案し、実験から手法の有効性を示す。この際、三次元画像を対象とした手法の拡張についても述べる。第5章では、二次元特徴空間ヒストグラムのベクトル量子化歪を類似度評価関数として用いる手法を提案し、この評価関数を用いた三次元画像間の位置合わせ評価実験から手法の有効性を示す。第6章では、提案手法を応用した実用システムの例として構築した、三次元脳地図と医用頭部画像の位置合わせシステムについて説明する。最後に第7章において、本研究で得られた成果を総括し今後の課題について述べる。

第2章 画像間の自動位置合わせに関する従来の手法とその問題点

2.1 緒言

本章では、画像間の自動位置合わせに関する従来の手法とその問題点について、画像の次元数とモダリティの差異に注目しつつ概観する。入力画像を参照画像と自動的に位置合わせする場合を考えると、処理は（1）入力画像の各画素の座標を座標変換関数により変換し（2）その結果変形された入力画像と参照画像とを画像間類似度評価関数により比較し（3）評価関数が最適値をとる座標変換関数のパラメータを抽出することにより実現される。

座標変換関数のパラメータ探索による画像間の位置合わせ処理と、この時用いられる画像間類似度評価関数は独立に検討可能であるので、本章では2.2において画像間位置合わせ手法について述べ、2.3では画像間類似度評価関数について述べる。2.4では、画像間の自動位置合わせ手法を評価する手法について述べる。

2.2 画像間位置合わせ手法

2.2.1 概要

画像間の位置合わせは、入力画像を空間的に変形させる座標変換関数のパラメータを適当な評価関数のもとで最適化することであり、変換関数による入力画像の変形が線形であるか非線形であるか、また入力および参照画像各々の次元数により処理は異なる。ここでは、比較の対象となる2つの画像が共に一次元および三次元である場合の、線形および非線形位置合わせ手法について検討する。座標変換関数に関する検討課題としては（1）探索対象となるパラメータ数（2）変形前後での画像各部の空間的な順序関係保存（3）関数値算出に要する計算量な

どであり、パラメータ最適化手法についての検討課題は（１）最適パラメータの探索に要する計算量（２）最適解抽出の保証（３）解の収束性などである。

2.2.2 線形位置合わせ

一次元画像を対象とした線形位置合わせは、座標 x の点を座標 x' に移す線形座標変換関数

$$x' = ax + b \quad (2-1)$$

を用いて実現でき、この時最適化に必要なパラメータは a, b の２つだけである。従って、各パラメータの取り得る値が離散化されている場合には、２つの値の組み合わせのすべてについて画像間類似度の評価関数値を求め、これらを総当たり的に比較することにより、パラメータを最適化することが可能である。計算機を用いてパラメータ探索を行う場合、所要計算量は評価関数の参照回数により決定されると考えてよく、上記の場合には現実的な所要計算量で最適パラメータの探索が実現できる。

三次元画像間の線形位置合わせは、以下に示すアフィン変換行列の 12 パラメータを求めることにより実現される[3]。

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b & c & d \\ e & f & g & h \\ i & j & k & l \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2-2)$$

(2-2)式により、点 (x,y,z) は点 (x',y',z') に移る。座標変換関数が三次元空間中での剛体の平行移動と回転のみを扱う場合、画像変形のパラメータ数は x,y,z 3 軸に沿った平行移動および各軸の周囲の回転の計 6 であり、更に 3 軸に沿った伸縮を考慮する場合、パラメータ数は 9 となる。何れの場合も、（2-2）式に示す

アフィン変換の形で記述可能である。

座標変換関数のパラメータ数を M とおき、各パラメータは取り得る値が離散化され N 個の値のいずれかをとる場合を考える。パラメータ探索を総当たり的に行えば最適なパラメータは探索できるが、所要計算量は $O(N^M)$ のオーダーとなり、パラメータ数 M の値が大きい場合処理の実現は困難となる。効率的なパラメータ探索法として現在広く用いられる方法には最急降下法[4] 滑降 Simplex 法[5] Powell 法[6]などがあり、これらは M 次元のパラメータ空間中で初期位置から逐次的に周辺を探索することにより、評価関数が最適となるパラメータ値を求めるものである。これらの手法において、パラメータの取り得る値は連続値であって先述の総当たりによる探索と単純に比較することはできないが、逐次処理の繰り返し回数を I とおくと所要計算量のオーダーは次元数と繰り返し回数に依存して $O(MI)$ となり、現実的な処理時間での処理の実現が可能となる。この場合、評価関数が局所解に収束する可能性があり最適解の獲得は保証されないが、準最適解へ効率的に収束させることが可能であり現実的な手法である。

2.2.3 非線形位置合わせ

座標変換関数により入力画像が非線形に変形される場合、変形自由度の増大に伴い、探索を要する関数のパラメータ数は線形位置合わせの場合と比べ大幅に増加する。従って、非線形位置合わせを実現する際にはパラメータ探索手続きの効率化が不可欠である。

画像間の非線形位置合わせは、参照画像中の対応する画素を、入力画像の画素の各々について独立に探索する事により実現可能である。この場合、座標変換関数は参照画像の各画素の移動をパラメータとして記述することになる。入力および参照画像の画素数がそれぞれ M, N であれば総当たりによる最適パラメータ探索に要する所要計算量のオーダーは $O(N^M)$ となり非常に大きな値となるので、総当たりでの処理の実現は困難である。

位置合わせにより画像を変形する際には、変形の前後で画素の順序関係が保存

される必要があり、一次元画像に関しこの点を利用して計算量を削減する手法に動的計画法（D Pマッチング）[7]がある。D Pマッチングでは、入力一次元画像の先頭からある画素までの系列と、参照一次元画像の先頭から各画素までの系列の最適な対応関係を、入力画像の直前の画素までについて求めた対応関係を利用して求め、これを順次繰り返すことにより対応関係全体を抽出する。以下に、この対応関係抽出手続きについて述べる。

図 2-1 に処理の概念を示す。ここで、入力一次元画像のある画素 j が参照一次元画像の画素 k に対応する場合、この対応関係を $c(j,k)$ とおく。 $c(j,k)$ が得られた場合に入力画像の直前の画素が取り得る対応関係には、図における $c(j-1, k-r)$ ($r=0,1,2$) のように制限を加えるものとする。ここで、図に実線で示すこのような $c(j,k)$ と $c(j-1, k-r)$ の関係はD Pパスと呼ばれる。 r の値の範囲は傾斜制限と呼ばれ、これを非負とすることにより、得られた対応関係において画素の順序関係を保存する事ができる。D Pパスの形状および傾斜制限については、ここで示したものの他にも種々提案されている。先頭画素の対応 $c(1,1)$ から $c(j-1,k-r)$ に到る一次元画像間の対応関係を図において点線で示すが、この対応関係がわかっているとすると、各々について一次元画像間の類似度を求めることができるので、この類似度評価関数値を各 r について比較することにより $c(j,k)$ に到る対応関係のうち最適なものを選択することが可能となる。このような対応関係の選択を繰り返すことにより、 $c(1,1)$ から $c(M,N)$ までの最適な対応関係が得られる。

D Pマッチングにより計算量の削減を実現するためには、全体的な一次元画像間の類似度が画素間の類似度の線形和で記述されることが必要である。すなわち、入力および参照画像の対応する座標 x , $F(x)$ (F は座標変換関数) における画素間の類似度評価関数値を $L(x, F(x))$ とおくと、画像全体の類似度評価関数値 L_{total} は

$$L_{total} = \sum_x L(x, F(x)) \quad (2-3)$$

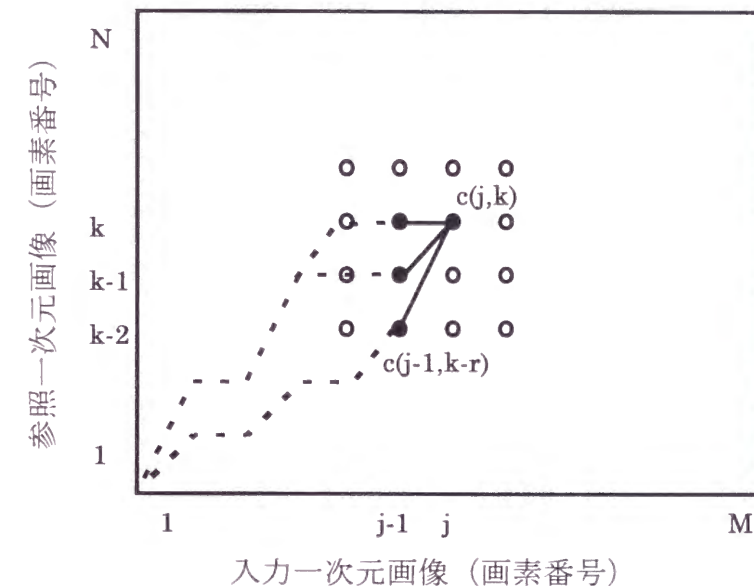


図 2-1 D Pマッチング処理

となる。このような条件を満たす場合、例えば図 2-1 において $c(1,1)$ から $c(j, k)$ に到る対応関係についての評価関数値を $L_{\text{part}}(j,k)$ とすると、この対応関係が $c(j-1,k-r)$ を含む場合には、ここまでの対応関係に関する評価関数値を直接使い

$$L_{\text{part}}(j,k) = L_{\text{part}}(j-1,k-r) + L(j,k) \quad (2-4)$$

とおくことができる。ここで、 $L(j,k)$ は $c(j, k)$ に関する画素間の類似度である。(2-4)式は、直前までに求めた類似度評価関数値を用いて次段の関数値を算出できることを示しており、この結果、総当たりと同じ最適解をオーダー $O(MN)$ の所要計算量で抽出できる。

三次元画像の非線形位置合わせ手法については、座標変換関数の違いに応じて次の 3 種類が主なものとして挙げられる。

1) 全画素の移動パラメータ記述 前述の一次元画像間位置合わせと同様に、多次元画像の全画素の移動パラメータを記述することにより座標変換関数を構成することができる。このようなパラメータの探索法として、近年 DP マッチング法を二次元画像を対象として拡張した方式が提案されている[8]。本手法を用いた場合、入力および参照画像の大きさがそれぞれ $M_x \times M_y$ および $N_x \times N_y$ である時の所要計算量のオーダーは $O(M_x M_y (N_x N_y)^{M_y})$ となり、総当たりの探索よりは計算量が削減できるものの、 M_y の値が大きい場合処理の実現は困難となる。これは DP マッチングにより処理の効率化が図られるのが二次元のうちの一次元だけについてであるためで、三次元画像に本手法を用いた場合には、この問題はさらに顕著となる。

先述した最急降下法などのパラメータ探索効率化手続きをこのような座標変換関数に対して用いた場合、入力画素数を M 、逐次処理の繰り返し回数を I とおくと所要計算量のオーダーは $O(MI)$ となる。これは上記の多次元画像に対する DP マッチングよりは少ない所要計算量となり得るが、三次元画像の場合、入力画素

数 M は二次元画像と比較して大幅に増大し、これに伴い最適パラメータ探索に要する繰り返し回数 I も大きくなる可能性が高いので、このような手法を導入することは現実的でない。

2) 代表点の移動パラメータ記述 多次元画像を対象とした非線形位置合わせ手法としては、入力画像上に配置した複数の代表点を移動し、代表点間を補完する形で画像の変形を実現する方法が広く用いられる。この場合の座標変換関数は、各代表点の移動をパラメータとして記述することになり、すべての画素の移動を記述する前記の手法と比べパラメータ数を削減し得る。

代表点を用いた多次元画像間の位置合わせでは、入力画像から代表点周辺の部分領域（テンプレート）を取り出し、テンプレートと類似した参照画像中の領域を探索することが一般に行われる。対応位置の探索は、テンプレートを参照画像上で平行移動させ、テンプレートと参照画像中の対応箇所との類似度を照合することにより行うのが一般的であり、これはテンプレートマッチングと呼ばれる[9]。

テンプレートマッチングによる位置合わせにおいて、各代表点に関する対応関係の抽出は独立に行われる。この場合、代表点の数を P 、参照画像の画素数を N とおくと所要計算量のオーダーは $O(PN)$ となり、 P が十分小さな値であれば現実的な処理が可能となる。また、各代表点について参照画像中の探索範囲を初期位置の周辺に限定しその範囲の参照画素数を N_p とおけば、所要計算量のオーダーは $O(PN_p)$ となり $N_p \ll N$ とすることにより計算量の大幅な低減が図れる。テンプレートマッチングによる手法はまた、各代表点に関する対応関係抽出処理が独立に行われるため並列処理が可能であり、処理を高速化し得る。このような手法は動画画像に関する隣接フレーム間の対応関係（オプティカルフロー）抽出などに応用されており[10]、手法の特徴を利用したハードウェアによる実時間処理も行われている。

テンプレートマッチングによる位置合わせ手法の問題点は、処理の前後で代表点間の空間的な順序関係の保存が保証されない点である。各代表点に関して探索

範囲を狭くすれば上記の問題は軽減されるが、画像の大きな変形には対応できなくなる。

この問題点を考慮した手法として、位置合わせ処理後に代表点の移動ベクトルを平滑化する方法[11]や、代表点間の順序関係を考慮した画像間類似度評価関数を用い、逐次的に対応位置を探索する方法[12]などが提案されている。これらの手法は、その利用により順序関係の矛盾を軽減できるが、矛盾を完全に除去することはできない。

テンプレートマッチングを用いて多次元画像間の対応関係を求めた場合、画像全体の類似度は(2-3)式と同様に局所的な部分領域間類似度の線形和となる。この時、入力画像の変形は代表点間の補間により行われ、一方上記の画像間類似度は画像補間を考慮しておらず最終的な画像間の類似度を必ずしも反映していないので、この点も問題となる。

3) 多項式パラメータ記述 座標変換関数は、多項式表現を用いて入力画像の非線形変形を記述できる[13]。例えば2次多項式を用いた場合、三次元画像の座標変換関数は(2-2)式と同様にして

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p_0 & p_1 & p_2 & p_3 & p_4 & p_5 & p_6 & p_7 & p_8 & p_9 \\ q_0 & q_1 & q_2 & q_3 & q_4 & q_5 & q_6 & q_7 & q_8 & q_9 \\ r_0 & r_1 & r_2 & r_3 & r_4 & r_5 & r_6 & r_7 & r_8 & r_9 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ x^2 \\ xy \\ xz \\ y^2 \\ yz \\ z^2 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2-5)$$

と置くことができ、(2-5)式の30個のパラメータを求めることにより関数の最適化が実現される。パラメータ探索には最急降下法などの手法が利用できる。

ここで、多項式により座標変換関数を表現する場合、画像間の詳細な対応関係を十分記述するためには多項式が高次である必要があるが、多項式の次数が3次、4次、... と増えるに従いパラメータ数は60個、105個、... と増加するため、先述した効率化手続きを用いたとしてもパラメータの探索に要する計算量は増大する。一方、多項式表現において、1つのパラメータの更新は変形の対象となる入力画像全体に影響を及ぼす。従って、2)に挙げたような、パラメータ相互の独立性を利用し、一部のパラメータのみの操作により画像間の局所的な対応関係を更新する高速化手続きを導入ことはできない。このことから、現実的な処理速度で、局所的な微細変動を含む非線形な形状の差異に十分対応することは困難と考えられる。

また、多項式により座標変換を行った場合、変換前後で画像各部の空間的な順序関係に矛盾が生じることも起き得る。

上記3種の非線形位置合わせ手法のうち、1) 3)については現実的な処理速度で十分な非線形位置合わせ性能を得ることが困難である。そこで本論文では、この問題を解決し得る、2)に属する非線形位置合わせ手法を提案する。2)に関する従来法の問題としては、代表点間の空間的な順序関係保存が保証されない点、テンプレートを用いた画像間類似度評価関数が参照画像変形後の画像間類似度を十分に反映していない点が挙げられるので、これらを解決する手法について第4章に述べる。

2.3 画像間類似度評価関数

2.3.1 概要

先述の通り、画像間の位置合わせは入力画像を変形させる座標変換関数のパラメータを適当な評価関数のもとで最適化することにより実現される。評価関数は

画像間の類似度を記述するものであり、関数を設計する際の検討課題として

(1) 画像間類似度記述の妥当性 (2) 所要計算量 (3) 最適解周辺での関数の安定性などが挙げられる。

画像間の類似度評価関数として最も広く用いられるものは、対応する画素値の差分を用いた方法や相互相関を用いる方法である[14]。画素値差分のような評価関数値は距離と呼ぶこともあり、距離の最小化は類似度の最大化に相当する。

上記の方法は比較する画像のモダリティが同じである場合には有効であるが、モダリティが異なる場合、対応する部位の画素値の大きさやその順序が画像により異なることがあり、このような場合に用いることができない。頭部三次元医用画像についてこのような問題を解決する手法としては(1) 外部マーカーを用いた方式[15]、(2) 頭部あるいは脳部の表面抽出と対応づけに基づく方式[16]、

(3) 画素値の対応関係を利用する方式などが提案されている。(1)は異なるモダリティで共に画像化されるマーカーを被験者の頭部に装着し、マーカーと共に画像を撮影するもので、2つの三次元画像中の対応するマーカー間距離を画像間類似度評価関数として用いる。この手法は画像間の対応個所が確実に同定できる利点があるが、マーカーの装着が被験者の負担になることその他、マーカーの装着個所は通常頭部表面に限られており、内部の変形には対応できない点が問題である。また、

(2)はモダリティに関わらず比較的安定して抽出される頭部または脳部の表面について、抽出された表面の間の距離を評価関数により記述するものであり、脳内部の変形に対応できない点、虚血領域のある脳について撮影された脳血流PET画像のように、必要な表面情報が獲得できない場合のある点などが問題となる。

これに対し(3)は、マーカーの装着などによる被験者の負担がない点、頭部領域内部の情報を利用できる点などから、他の2つに比べ有利である。(3)に関しては近年、画素値の対応関係を二次元ヒストグラムで表現しその振る舞いを評価する関数が提案されている。以下にこのような関数について述べる。

2.3.2 二次元特徴空間ヒストグラムを用いた方法

図 2-2 に、頭部 MR 画像とこれより擬似的に生成した PET 画像を、図 2-3 に両者の画素値の対応関係を二次元ヒストグラムの形で示す[17]。ここで、擬似PET画像はMR画像から生成したものであるため、両者の空間的な対応関係は既知である。

図 2-3 に示す、画素値の対応関係を記述する二次元空間を本論文では特徴空間と呼ぶものとし、上記の二次元ヒストグラムを特徴空間ヒストグラムと呼ぶものとする。頭部画像はおおまかに、神経細胞から構成される灰白質、神経繊維から構成される白質、皮膚などを構成する脂肪、脳の周囲を被う脳脊髄液、骨および空気領域から構成され、ここに示すMR画像においては、各領域の画素値は値の小さな順に脳脊髄液／空気／骨、灰白質、白質、脂肪となっている。また、PET画像により一般に記述される脳血流は、通常灰白質領域で値が大きくなる。図 2-3(a)に示す通り、位置合わせが行われた状態でヒストグラムは濃淡が明確に表れ、対応領域画素値の大小関係に沿って局在化する傾向が見られる。しかし、位置ずれがあるとヒストグラムは(b)のように濃淡が不明確になり局在性が減少する。このことから、ヒストグラムの局在性を記述する評価関数は位置合わせに利用可能であり[18]、この点に着目した評価関数に相互情報量がある[19]。同様の評価法としては他に、一方の画像の領域分割や画素値による分類に基づき、分類された各々の領域に対応する他方の画素値の分散を最小化する方法[20] [21] などが提案されている。以下に、画像間類似度評価関数への相互情報量の利用について述べる。

入力画像と参照画像の画素値をそれぞれ確率変数 P, Q で表すと、各々の画像に関する一次元画素値ヒストグラムからエントロピー $H(P), H(Q)$ を求めることができ、また図 2-3 に示す二次元ヒストグラムから結合エントロピー $H(P, Q)$ が得られる。具体的には、全画素数で正規化された2つの画像の一次元画素値ヒストグラムをそれぞれ $P(i), Q(i)$ とし、二次元ヒストグラムを $R(i, j)$ とすると、上記のエントロピーは次式で求めることができる。

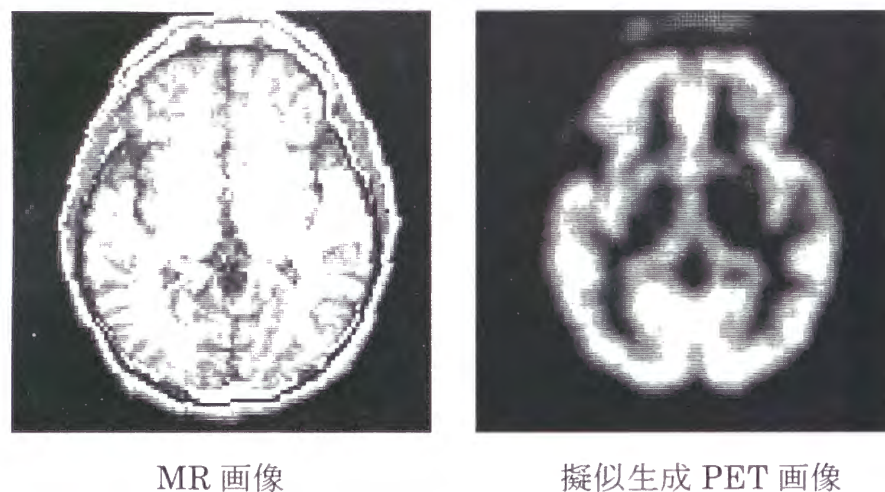


図 2-2 MR 画像および擬似生成 PET 画像

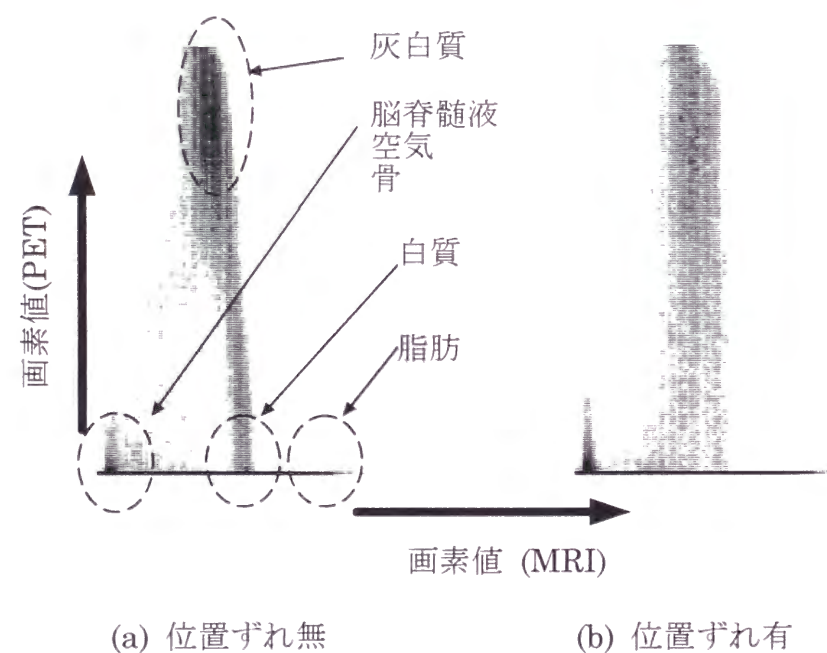


図 2-3 異モダリティ画像間の画素値に関する二次元特徴空間ヒストグラム

$$H(P) = \sum_i (-P(i) \log P(i)), \quad H(Q) = \sum_i (-Q(i) \log Q(i)) \quad (2-6)$$

$$H(P, Q) = \sum_i \sum_j (-R(i, j) \log R(i, j)) \quad (2-7)$$

ここで、 i, j は画素値を示す。エントロピーの値の向上は、ヒストグラムの一様性の向上すなわち局在性の低下に対応する。このとき、相互情報量 $I(P; Q)$ は

$$I(P; Q) = H(P) + H(Q) - H(P, Q) \quad (2-8)$$

となり[22]、 $I(P; Q)$ の値の向上は単一画像の画素値ヒストグラムに対する二次元ヒストグラムの相対的な局在性向上に相当すると考えて良い。相互情報量は、同一被験者の頭部三次元画像を対象としたマルチモダリティ画像間位置合わせ手法の比較より、類似度評価関数としての有効性が示されている[23]。

相互情報量を用いた画像間の類似度評価では、評価関数は(2-3)式に示す各画素間類似度の総和の形をとらず、画素に関する対応関係を全体として評価する形になる。そのため、局所的な画像の変形に対してもその都度全体としての評価値計算を行う必要が生じる。従って、画像間の部分的な対応関係更新を伴う非線形位置合わせでは、計算量の点から利用が困難となることが問題点となる。

本論文では、二次元特徴空間ヒストグラムを用い、相互情報量のもつ上記の問題を解決する画像間類似度評価関数を提案し、第5章に述べる。

2.4 画像間位置合わせ手法の性能評価法

医用画像間の自動位置合わせ手法の検討に際して最も問題となるのは、多くの場合位置合わせに関する正解が明らかでない点である。特に比較する画像が異なる

る被験者を対象としている場合には、正解を定めること自体がしばしば困難となる。

通常行われる性能評価法としては、視察による位置合わせ結果との比較による方法がある[24]。これは経験のある作業者が適当な用手的手続きを用いて求めた位置合わせ結果と、評価対象手法による結果とを比較するものである。この手法は定性的に妥当な評価が可能である一方、作業者により結果がばらつくことは避けられず、また厳密な正解が得られない点も問題である。

この点を回避するため、参照画像を変形させて擬似的な入力画像を生成し、この擬似入力画像ともとの参照画像との自動位置合わせにより手法を評価することが広く行われている[25]。擬似的に生成された画像が実際に撮影された画像を完全に模擬することはできないことから、この手法にはさらに検討の必要があるが、現状では最も妥当な評価法と考えられるので、本論文でも提案手法の評価にこの手法を導入する。

2.5 結言

本章では、三次元画像間の自動位置合わせ手法に関し、従来の研究について概観し、画像間の対応関係を探索する位置合わせ手法、画像間類似度の評価関数および位置合わせ手法の性能評価手続きについて述べた。一次元画像間の線形および非線形位置合わせと、多次元画像間の線形位置合わせについては手法が確立しているが、多次元画像を対象とした非線形位置合わせ手法については従来法に課題があることを示し、また画像間類似度評価関数については、従来法の非線形位置合わせへの適用に問題があることを示した。本論文における研究の目的は、これらの問題を解決する手法の開発であり、次章よりこの点について述べる。

第3章 一次元投影像を用いた三次元画像間の高速位置合わせ

3.1 緒言

画像間の位置合わせを行う場合、詳細な位置合わせ処理に先立って大まかな位置合わせを実行することにより、後段の処理の効率化を図ることができる。このような大まかな位置合わせにおいては、ある程度の位置合わせ精度も必要とされるが、効率化を目的とした手続きであるので、優先される技術的課題は処理速度である。このような位置合わせ手続きは、後段の処理が自動位置合わせである場合だけでなく用手的な位置合わせの場合にも有効と考えられる。特に後段の処理が用手操作であった場合、作業者が処理の終了を待機する負担を考慮すると極力短時間で処理が終了することが望ましい。

このような高速位置合わせを実現する手法として、例えば同一被験者・同一モダリティの三次元画像間位置合わせを目的とする、画像間類似度算出時の利用画素数制限と、最急降下法[4]を基にした座標変換パラメータ探索効率化を用いた方法などが提案されている[26]。しかし、文献[26]に示された条件下ではワークステーション（Sun SPARC Station 2）上でなお数分を要しており、後段の処理が用手操作であり得ることも考慮すると、より高速な処理が望まれる。

本章では、大まかな画像間位置合わせ処理を実現するための、上記の課題を解決する三次元画像間の高速位置合わせ手法の開発を研究の目的として、一次元投影像を用いた手法について説明する。本手法は、参照画像と入力画像のそれぞれから一次元投影像を抽出し、投影像間の位置合わせ結果を用いて入力三次元画像を変形させることにより、画像間の位置合わせを実現するものである。3.2では提案手法について説明する。人体から三次元画像を撮影する際には、入力画像が基準位置から回転する場合や、撮影範囲の限定により対象が完全には撮影されずデータ欠落が生じる場合があり、いずれも位置合わせの際には問題

となる。従ってここでは、これらの問題についての対処法についても述べる。
3.3では、閾値処理によって2値化したPET画像を用い、参照画像から擬似的に生成した入力画像を利用した評価実験により手法の効果を検証する。3.4では、提案手法の有効性について考察し、検討課題について述べる。

3.2 画像間位置合わせ手法

3.2.1 基本手法

ここでは、一次元投影像を用いた位置合わせの基本手法について述べる。位置合わせによる入力画像の変形を考える場合、本手法による位置合わせ処理は以下の手続きにより実現される。

- (1) 参照画像と入力画像それぞれの三次元画像を、三次元空間中の多数の一次元投影軸へ投影する。
- (2) 各投影軸上で参照・入力投影像間の位置合わせを行う。
- (3) 位置合わせ結果に従って入力投影像を変形する。
- (4) 入力投影像の変形に沿って入力三次元像の対応箇所を変形する。

画像投影とこれを用いた位置合わせの概念を図3-1に示す。ここで、図(a), (b)はそれぞれ、三次元画像とその一次元投影像を、参照および入力画像について示している。図(b)において、破線は参照画像の空間的な配置を示し、三次元画像間の位置合わせは、一次元投影像間の位置合わせ結果に従い、入力三次元画像を投影軸に沿って矢印の方向に変形することにより実現される。

本手法は、一次元投影軸を三次元空間中に多数用意することで、原画像の三次元的な変形にも対応可能となる。例えば、 $x\ y\ z$ 空間中の三次元像の、 x 軸への一次元投影像は次のように定式化される。

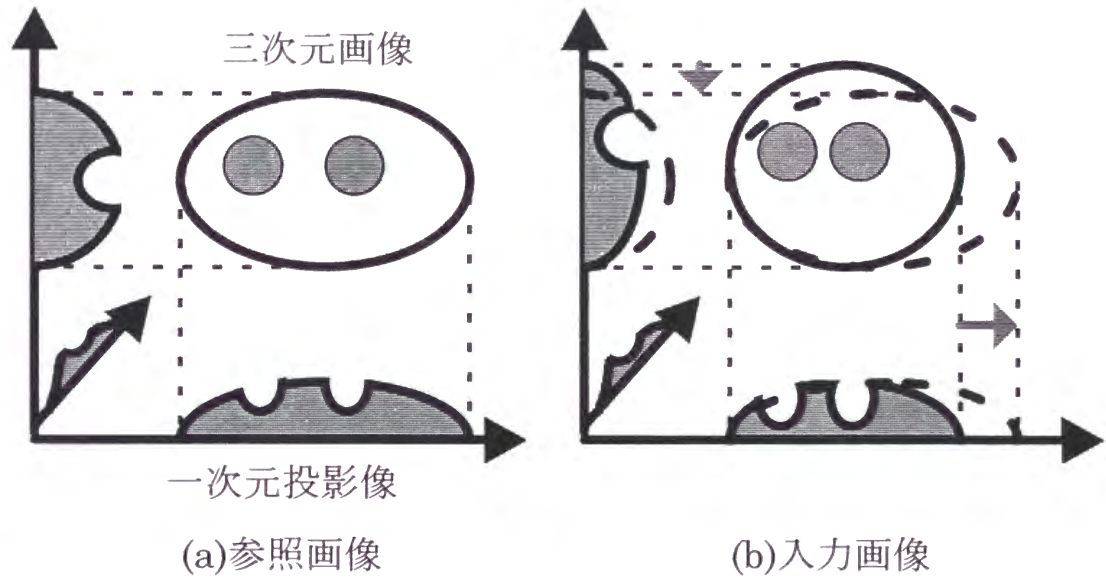


図3-1 一次元投影像を用いた三次元画像位置合わせの概念

$$P(x) = \sum_y \sum_z V(x, y, z) \quad (3-1)$$

(3-1)式において、 $V(x, y, z)$ は三次元画像の画素値、 $P(x)$ は対応する一次元投影像の画素値である。例えば x, y, z 3軸を投影軸として用いた場合には、それぞれについて一次元投影像を得ることができ、これらは各軸に沿った原画像の形状を反映している。

ここで、画像中で関心個所以外の背景領域が画素値として0をとる場合を考えると、画像の y 軸および z 軸に沿った平行移動が x 軸に関する投影像の各画素値に影響を与えないことが(3-1)式から導かれる。これは、ある軸に沿った位置合わせ結果の最適性が、他の軸に沿った位置合わせ処理によって損なわれないことを示している。この性質は投影軸が互いに直交している場合に示されるので、この点を考慮し、本章では同時に用いる投影軸は直交するものとする。

画像がある一次元投影軸に沿って線形に変形する場合には、図3-2に示す通り、直交する他の軸に沿った投影像は画素値が同一比率で増減する。このような場合、投影軸に沿った投影像の相対的な形状は保存されるにも関わらず、投影像の画素値変化により位置合わせ結果に影響が生じ得る。そこで、このような投影像の変動の影響を回避するため、投影像の最大画素値を基準に、投影像の各画素値を正規化したものを位置合わせに用いる。(3-1)式において各 x に関する画素値 $P(x)$ の最大値を $\max P(x)$ とし、正規化された投影像の画素値 $P'(x)$ を

$$P'(x) = P(x) / (\max P(x)) \quad (3-2)$$

とすると、これは先述の線形変形の影響を受けない。

なお、一次元投影軸に沿った変形が非線形なものである場合、直交する投影

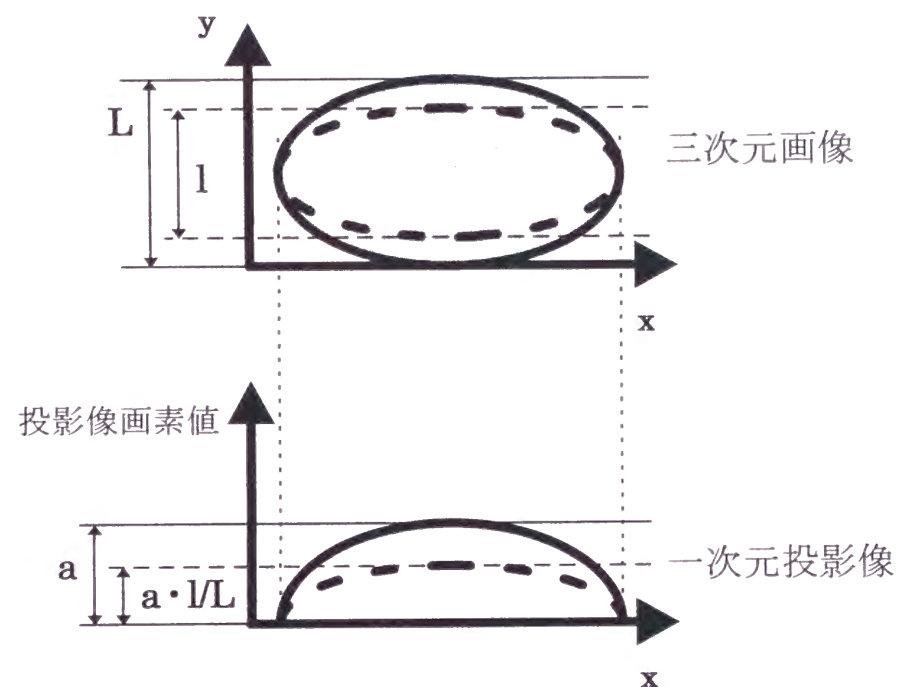


図3-2 三次元画像の線形伸縮による一次元投影像の変化

軸に沿った投影像は相対的な形状自体が変化し得るため、上記の正規化では不十分であり、この点については影響の検証が必要である。

一次元投影像は、例えば二次元画像認識のための特徴パラメータとしてしばしば用いられる[27]。これは、複数の参照画像の各々から一次元投影像を作成し、入力画像から得た投影像と比較することにより、入力画像と最も類似した参照画像を高速に探索するものである。しかし、三次元画像間の位置合わせを目的として一次元投影像を用いた例はなく、新規な位置合わせ手法と言える。

以下に、提案手法の利点について述べる。

1) 所要計算量 画像間の自動位置合わせを行う場合、所要計算量を決定するのは(1)画像間類似度計算(2)座標変換パラメータの探索に要する処理量である。三次元画像を直接用いて画像間類似度を算出し、入力三次元画像の平行移動により参照画像と位置合わせを行う場合を考えると、三次元画像の大きさが $U \times V \times W$ 画素であり、直交3軸に沿った移動パラメータの取り得る値の総数が各軸でそれぞれ N であれば、画像間類似度算出に要する計算量のオーダーは $O(UVW)$ 、総当たりのパラメータ探索に要する計算量のオーダーは $O(N^3)$ である。これに対し、直交する3投影軸を用いた提案手法では、前者に関する計算量のオーダーは $O(U+V+W)$ であり、後者のオーダーは $O(3N)$ となる。例えば $U=V=W=100$, $N=10$ とした場合、一次元投影像を用いた提案手法により、三次元画像を直接用いた場合と比較して前者の計算量オーダーは0.03%, 後者は3%となり、大幅な処理量の削減を実現する事ができる。後者については、直交する投影軸に関する処理の独立性を利用して計算量の低減を図っており、この点を利用することにより、座標変換関数のパラメータが増加した場合も同様の効果が期待できる。

3.1に述べた従来法[26]において、位置合わせは三次元画像を直接用いて行っており、処理の高速化は上記2つの操作に対応し(1)画像間類似度算出時の利用画素数制限(2)座標変換パラメータ探索の効率化により実現されている。

(1)について、文献に示される利用画素数の最も低い制限比率は1.2%である。

上の例に示す提案手法と同程度の計算量削減を実現するためには、画素間類似度算出時に利用する画素数を全体の0.03%に抑える必要があるが、大幅な利用画素数低減により原三次元画像を十分に記述することが困難となり、必要な位置合わせ性能が得られないことが予想されるので、提案手法により妥当な位置合わせが実現できるのであれば、所要計算量の点で提案手法が優位であると言える。なお、上記(2)の座標変換パラメータ探索に関して提案手法と従来法との比較を行うことは困難であり、この点については後述する。

2) 所要記憶量 一次元投影像は三次元画像と比べ非常にデータ量が少ないので、三次元画像を直接扱う場合と比べ、参照画像の所要記憶量を低く抑えることができる。画素数 $U \times V \times W$ の三次元画像を参照画像として用いることを考えると、これを直接保存する場合の所要記憶量のオーダーは $O(UVW)$ であり、一方3投影軸に対する投影像を保存する場合のオーダーは $O(U+V+W)$ となる。従って、例えば $U=V=W=100$ とすると、投影像を保存することにより所要記憶量は0.03%に抑えることができる。所要記憶量の低減は、計算機上に自動位置合わせシステムを構築する際の自由度を向上させる上で必要であり、この点から提案手法は三次元画像を直接保存する場合と比べ優位であると言える。

3) 位置合わせ性能 2.2.3に述べた通り、一次元画像間の位置合わせについては、DPマッチング[7]をはじめとして確立された手法が利用できるため、提案手法により非線形位置合わせを含めた画像変形への柔軟な対応が可能となる。

3.2.2 画像の回転を考慮した手法の改良

断層像を撮影する場合、撮影装置に対する被験者の方向は、例えば頭部画像の場合目や耳の穴の位置を基準に調節することが可能である。しかし一般には、被験者の負担を考慮し厳密な調節は行われない。また、調節後の被験者の体の動きにより、調節時と画像撮影時で方向が変化することも多い。従って、撮影された画像を位置合わせする際に、画像の一方を回転させて上記の方向の差異に対応することが必要になる。

前述の通り、本位置合わせ手法は一次元投影軸に沿って三次元像を変形させるものである。従って、回転など投影軸と異なる方向の画像変形については、適正な位置合わせができないことが懸念される。そこで、ここでは入力画像を自動的に回転させることを考える。

画像の回転角は、予め参照画像から種々の方向について一次元投影像を抽出し、入力画像の投影像との類似度が最も大きい参照用投影像に対応する投影軸方向を基に求める。図3-3 に投影軸設定の概念を示す。ここでは、簡単のため二次元画像について説明する。図において、まず参照画像に関して二次元平面中に配置された3組の投影軸 (x_1, y_1) , (x_2, y_2) , (x_3, y_3) のそれぞれについて投影像を求める。次に、入力画像の投影軸 (x, y) について得られた投影像と、参照画像から得られた3組の投影像を比較する。最後に、最も類似した投影像に対応する投影軸（例えば (x_3, y_3) ）の方向を基に入力画像を回転させる。

実際の処理は、次のようにして実現する。

- (1) 予め参照画像から種々の方向の投影軸について投影像を抽出する。
- (2) 入力画像から基準位置の投影軸に関して投影像を抽出する。
- (3) 入力画像から得られた投影像と、参照画像から得られた各投影像との位置合わせを行い、この内で画像間類似度の最も大きい参照用投影像を選択する。
- (4) 選択された投影像の基準位置からの回転方向と逆方向に入力画像を回転する。
- (5) 回転させた入力画像から再度投影像を抽出し、基準位置の参照用投影像との位置合わせをもとに入力画像を変形する。

ただし、画像の平行移動や線形伸縮については、(3)で行う位置合わせ結果をもとに入力画像を変形させることで、(5)の処理を省略することも可能である。

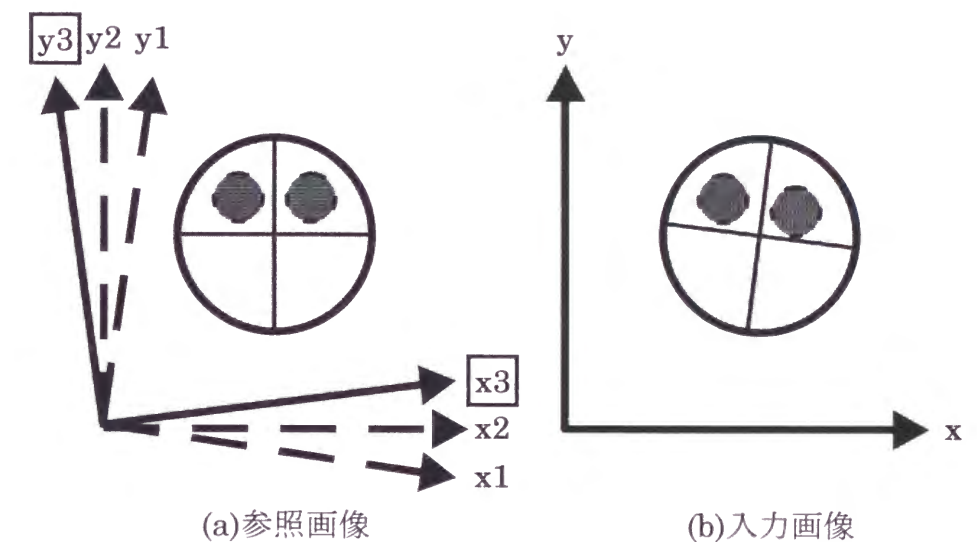


図3-3 画像の回転を考慮した参照用一次元投影像の設定

本手法の利点としては、処理に要する一次元投影像間の位置合わせ回数は回転を考慮しない場合と比べ増加するが、処理が一次的なので全体の処理量はなおも小さなものとなる点が挙げられる。上記手順（１）において投影像を予め一括して抽出しておくのは、多数の参照用投影像を必要に応じてその都度抽出すると、投影像抽出の際に三次元画像処理が必要となり位置合わせに要する計算量が大幅に増加することが懸念されるためである。位置合わせの対象となる複数の入力画像がモダリティや撮影対象などに関して類似した特性を持ち、参照用投影像が入力画像に関わらず共通に利用できる場合には、このような一括処理が可能となる。

3.2.3 撮影範囲制限によるデータ欠落への対処

三次元画像を構成するための断層像を収集する場合、一般に撮影範囲は関心領域に限定される。撮影範囲限定の主な目的は、X線CTの場合は被験者の被爆放射線量を低減することであり、他の画像種の場合は撮影時間の短縮により被験者の負担を軽減することである。

三次元医用画像は一般に水平断層像を多数収集することにより構築されるので、関心領域を制限した場合、領域に対して頭頂方向ならびに足方向の欠落が避けられない。提案手法では、一次元投影像を画像全体から抽出するため、データの欠落により投影像の形状自体が変化し、適切な位置合わせができないことが懸念される。従って、この点に関する対処が必要となる。

ここでは、参照用三次元画像中の多数の限定領域について一次元投影像を抽出し、入力画像から抽出した投影像との類似度が最大となる領域を自動的に選択することで対処をはかる。図3-4 に概念を示す。入力三次元画像に関する一次元投影像の、上下方向の抽出範囲を L とした場合、参照用一次元投影像は、 L に対する投影像抽出範囲比率 r と、基準位置に対する投影像抽出位置 s を種々変化させた、多数の限定領域から抽出する。図(a)に実線と点線の矩形で示す領域は、参照画像について投影像を抽出する限定領域を示している。また、

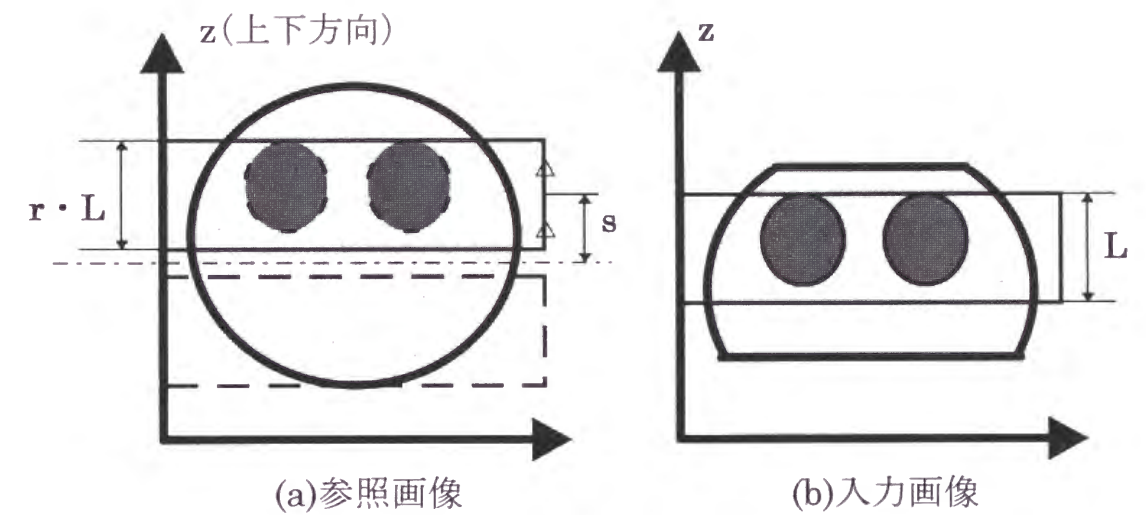


図3-4 多数限定領域からの参照用投影像抽出

図(b)に実線の矩形で示す領域は、入力画像に関する一次元投影像抽出範囲である。位置合わせの際、上下方向の投影軸に沿った投影像間の類似度は、上記投影像抽出範囲比率 r に従って抽出された参照用投影像と、この値 r により伸縮された入力投影像とを比較することにより算出する。入力画像は、位置合わせの結果選択された参照画像中の領域（例えば図(a)に実線で示す矩形領域）の位置に応じて移動される。

実際の処理は、次のようにして実現する。

- (1) 予め参照画像から種々の限定領域について投影像を抽出する。
- (2) 入力画像から適当な限定領域に関して投影像を抽出する。
- (3) 入力画像から得られた投影像と、参照画像から得られた各投影像との位置合わせを行い、この内で画像間類似度の最も大きい参照用投影像を選択する。
- (4) 選択された投影像に対応する限定領域位置に従って入力画像を移動する。

投影軸に沿った変形は、(3)の位置合わせ結果をそのまま用いて実現可能である。

本手法の特徴としては、処理に要する一次元投影像間の位置合わせ回数は領域の限定を考慮しない場合と比べ増加するが、処理が一次元的なので全体の処理量はなおも小さなものとなる点が挙げられ、これは先に述べた画像の回転への対応手法と同様である。上記手順(1)において投影像を予め一括して抽出しておくことについても同様であって、多数の参照用投影像を必要に応じてその都度抽出すると、投影像抽出の際に三次元画像処理が必要となり処理量が大幅に増加することが懸念されるためである。

3.3 評価実験

3.3.1 実験条件

評価実験により本手法の有効性について検討する。ここでは、2値化した頭部PET画像を参照画像とし、適当に変形させた参照画像を入力画像として、位置合わせにより入力画像の参照画像への復元を図る。ここで、処理速度に関する検討を行うために三次元画像を処理対象としているが、位置合わせ精度の評価を容易にするため、上記の画像変形は二次元的なものとしている。

実験条件を表3-1に示す。処理対象画像は脳血流PET画像をもとに生成しており、視察により決定された閾値を用い、血流のある部分を1、他の部分を0としてPET画像の各画素を2値化している。一次元投影軸としては、直交する3軸（左右： x ／前後： y ／上下： z 軸）を用いた。一次元投影像の各画素値は、(3-1)式に示した通り、一次元投影軸上に投影される三次元画像の画素値の総和であり、ここでは上記のような2値化を行っているので、この投影像の画素値は血流部分の画素総数に相当する。ただし、3.2に述べた通り、ある投影軸に沿った線形変形が他の軸に関する投影像に影響することを避けるため、各投影像には(3-2)式に示す正規化を加えている。

一次元投影像間の位置合わせは、入力投影像の平行移動、線形変形および非線形変形に基づいて行った。これらの手続きを、以後それぞれ平行移動位置合わせ、線形位置合わせおよび非線形位置合わせと呼ぶものとする。平行移動位置合わせおよび線形位置合わせについては、変形パラメータの取り得る値を総当たりに評価し、画像間類似度の最も高いものを選択した。非線形位置合わせは2.2.3に述べたDPマッチングに基づいて実現し、この際のDPパスおよび傾斜制限は、図2-1に示したものをを用いた。また、提案手法と性能を比較するため、三次元画像を直接用いた、平行移動位置合わせについても評価を行った。

画像間類似度の最大化は、一次元画像・三次元画像とも市街地距離[28]を画像間の距離としこれを最小化することにより実現するものとした。このとき、

表3-1 実験条件

原画像 = 脳血流PET画像
撮影装置：日立メディカル社製 PCT-3600W
使用薬剤：H ₂ ¹⁵ O
画素サイズ：2×2×7 mm
評価用画像サイズ=100×100×100画素
画素サイズ=2×2×2 mm (原画像の線形補間による)
入力画像=参照画像の変形により抽出
一次元投影像=投影軸の直交スライスに関する平均画素値 (各投影軸について最大値により正規化)
投影軸=x(左-右)y(後-前)z(上-下)
位置合わせ手法=
(1)三次元画像間
a)平行移動位置合わせ(x/y/z 方向について-15,-14,...,15画素)
(2)一次元投影像間
a)平行移動位置合わせ(-15,-14,...,15画素)
b)線形位置合わせ (平行移動=-15,-14,...,15画素；線形伸縮=50,60,...,150%)
c)非線形位置合わせ(傾斜制限=0, 1, 2画素)
使用計算機=SGL/Indy(8.5mips)

参照画像の画素jに関する画素値を R_j ，入力画像の対応位置の画素値を I_j とおくと、距離Dは対応する画素値の差分絶対値総和

$$D = \sum_j |R_j - I_j| \quad (3-3)$$

により得られる。三次元画像間の位置合わせの場合、 R_j 、 I_j とも2値の値の一方であって、Dは値の一致しない画素の総数に相当する。一次元投影像間の位置合わせの場合には、 R_j 、 I_j は(3-2)式により求められた投影像の画素値である。

参照画像の変形により生成した入力三次元画像について、z（上下）方向の中央付近の水平断面を 図3-5 に示す。画像の変形は、x y 平面（水平方向）に沿った二次元的な変形を、z 軸上の各位置に対して一様に加えている。

図3-5に示す画像の変形のうち、(b)、(c)、(d)はx 軸方向（左右）に沿った一様な変形である。(a)、(b)、...、(e)の画像は初期画像との三次元画像間市街地距離を(3-3)式により求め、それぞれの距離が同程度になるように変形の程度を調整している。

3.3.2 基本手法の性能評価

画像の回転および撮影範囲制限によるデータ欠落を考慮しない、一次元投影像を用いた提案手法の基本方式と、三次元画像を直接用いた手法について、処理に要した時間と参照用画像の所要記憶量を 表3-2 に示す。ここで、結果に示す時間は処理プログラム中に挿入された関数を用いて計測された実測値であり、これは本論文における以後の結果についても同様である。

表より、三次元画像を用いた手法と比較して、一次元投影像を用いた手法による処理時間の大幅な低減が示されている。一次元投影像を用いた3種の位置合わせ手法については、殆ど時間の差は見られない。また、処理に必要な参照用画像の所要記憶量についても、三次元画像を用いた場合と比べ一次元投影像

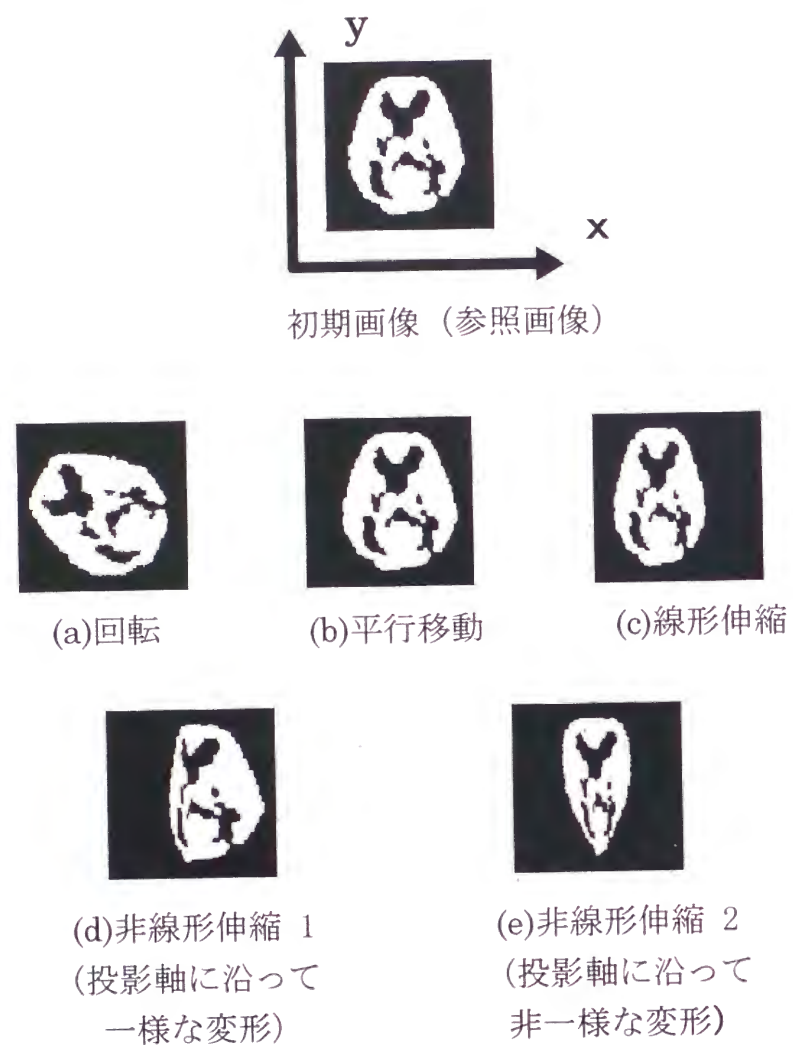


図3-5 評価対象三次元画像（水平断面）

表3-2 種々の位置合わせ手法に関する比較

マッチング手法	投影像生成時間 (sec.)	位置合わせ処理 時間 (sec.)	参照画像所要 記憶量 (MB)
(1)三次元画像間 a)平行移動位置合わせ	—	603.7	2.0
(2)一次元投影像間 a)平行移動位置合わせ	0.8	3.3	0.001
b)線形位置合わせ		3.3	
c)非線形位置合わせ		3.3	

を用いた場合には大幅に低減されている。

図3-5に示す(a), (b), ..., (e)を入力画像とし、種々の位置合わせ手法を用いた場合の効果を 図3-6 に示す。図に示す値は、入力三次元画像と参照画像との市街地距離と、位置合わせ結果に基づき変形された入力画像と参照画像との距離を求め、前者に対する後者の比率を示している。従って、100%よりも小さい値は位置合わせ処理による画像間類似度の向上に、0%は処理による2つの画像の完全な一致に対応する。

平行移動位置合わせは、入力画像が参照画像の平行移動により得られている場合に画像間類似度の向上を示しており、他の手法と同様完全な位置合わせ結果を得ているが、他の変形には対応できていない。三次元画像を直接用いるものと一次元投影像によるものとの間でこの方法に関する性能を比較した場合、両者の差はほとんどなく同様の傾向を示している。

線形位置合わせについては、入力画像が参照画像の平行移動の他、投影像に沿った線形伸縮により生成されている場合にも対処できている。非線形位置合わせについてはさらに、投影軸に沿った非線形な伸縮にも対処できることが示されている。しかし、非線形位置合わせを用いた場合にも、画像の回転および投影軸と異なった方向の伸縮には対応できていないことが示されている。これは、画像の変形による投影像の変化が、投影軸方向の位置の変化ではなく投影像の形状自体の変化として表れるためである。

図3-7 に、非線形位置合わせに基づく画像変形の例を示す。図において、(4)は処理入力画像からエッジを抽出し参照画像と重ね合わせたもので、位置合わせ処理による画像間の対応関係向上が示されている。ここで、投影軸に沿った一様な画像変形については、上記の手法により完全に原画像が復元できるはずであるが、図3-7からも明らかなように実際は歪が残っており、これは取り扱う画像が離散画像であるために、参照画像から変形により入力画像を生成する際に、量子化歪の影響で原画像の情報が一部欠落したことによると思われる。

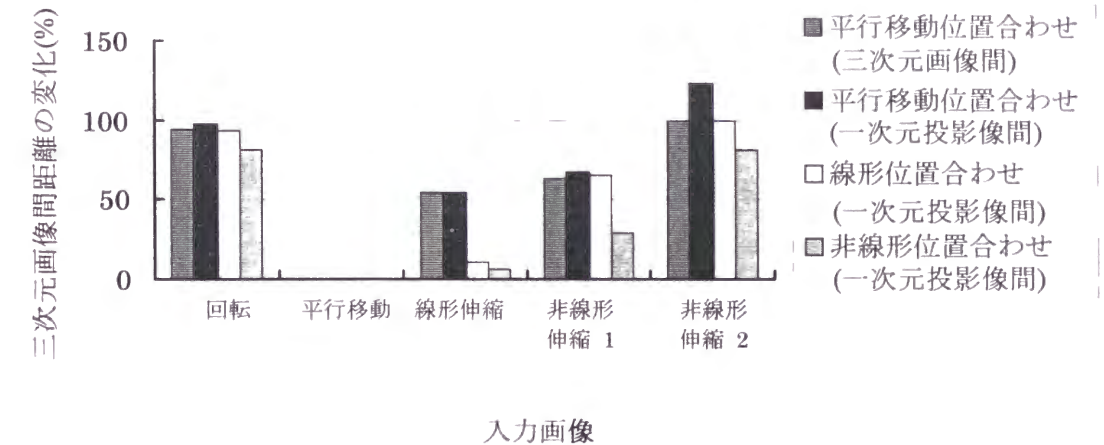


図3-6 位置合わせ処理による画像間距離の変化

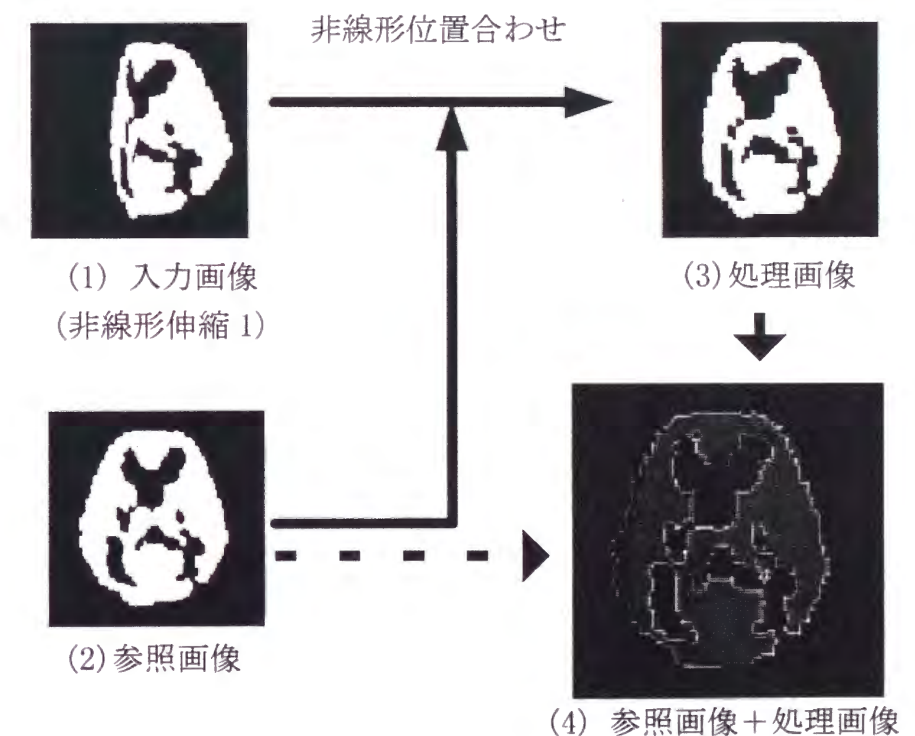


図3-7 入力三次元画像の変形結果例

3.3.3 画像の回転の影響と対処法の効果

参照画像の投影軸を z 軸の周囲で -15° から 15° まで 1° ずつ回転させた場合の、入力画像との一次元投影像間距離の変化を 図3-8 に示す。入力画像としては、図3-5に示す6つの画像のうち、参照画像の回転により得られるものを除いた5つ(初期画像および画像(b), (c), (d), (e))を用いる。評価に用いる投影像間距離は、 x 軸・ y 軸に関する距離の和を用いる。 z 軸の周囲で画像を回転させた場合、 z 軸に関する一次元投影像は回転により変化しないので、 z 軸に関する投影像間距離は評価に用いていない。画像の種類および位置合わせ手法による距離差が大きいため、図では各入力画像と位置合わせ手法との組み合わせのそれぞれについて、回転により得られる最小の距離を基準値(=0)としてグラフを作成している。

入力画像は回転させていないので、参照画像の投影軸回転角度が0に近づくに従って投影像間距離が単調に減少し、0で最小値を取るならば、提案手法により安定して最適回転角を抽出可能と考えてよい。図より、ほとんどの入力画像に対してはほぼ期待通りの結果が示されている。ただし、一次元投影軸と異なった方向の伸縮を加えた入力画像(非線形伸縮2:図3-5(e))に対しては、投影像間距離は多数の極小値を持ち、最小値をとる角度も0の近傍にない。これは、3.3.2で述べた通り、一次元投影像による手法では投影軸と異なった方向の伸縮に対処できないことが原因と考えられる。また、非線形位置合わせについては画像の回転による投影像間の距離変化が他の手法と比べて小さいことが示されており、非線形位置合わせによる回転角推定が不安定な結果を導くことが懸念される。

次に、投影軸に沿った変形を加えた入力画像(図3-5に示す初期画像および(b), (c), (d))を z 軸の周囲で回転させた場合の回転角(回転角=0, 2, 5, 10°)の、位置合わせ処理による推定誤差(絶対値)を図3-9に示す。初期画像、平行移動画像および線形伸縮画像を入力画像として用いた場合については、いずれの位置合わせ手法を用いた場合もほぼ正確に回転角が抽出されている。線形

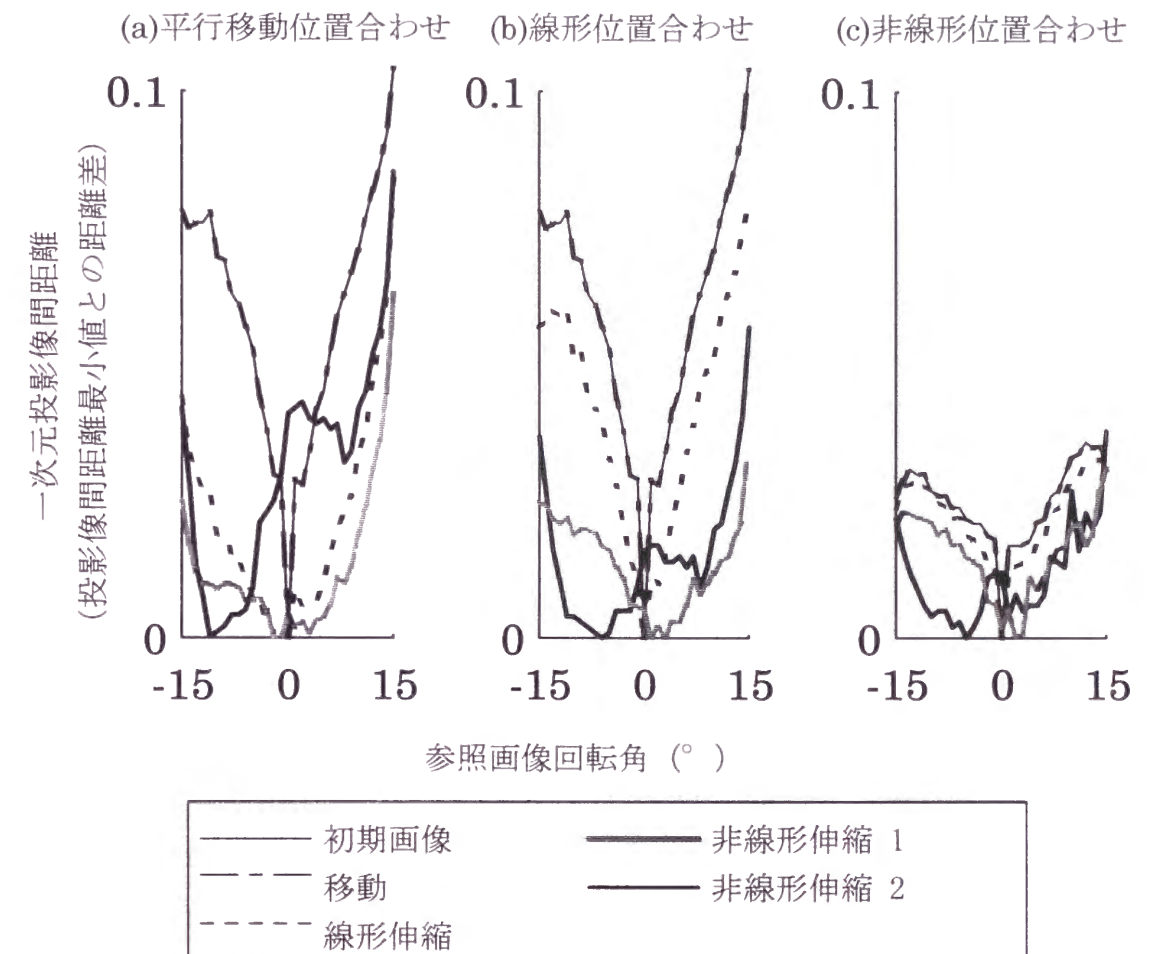


図3-8 参照画像の回転による位置合わせ距離の変化

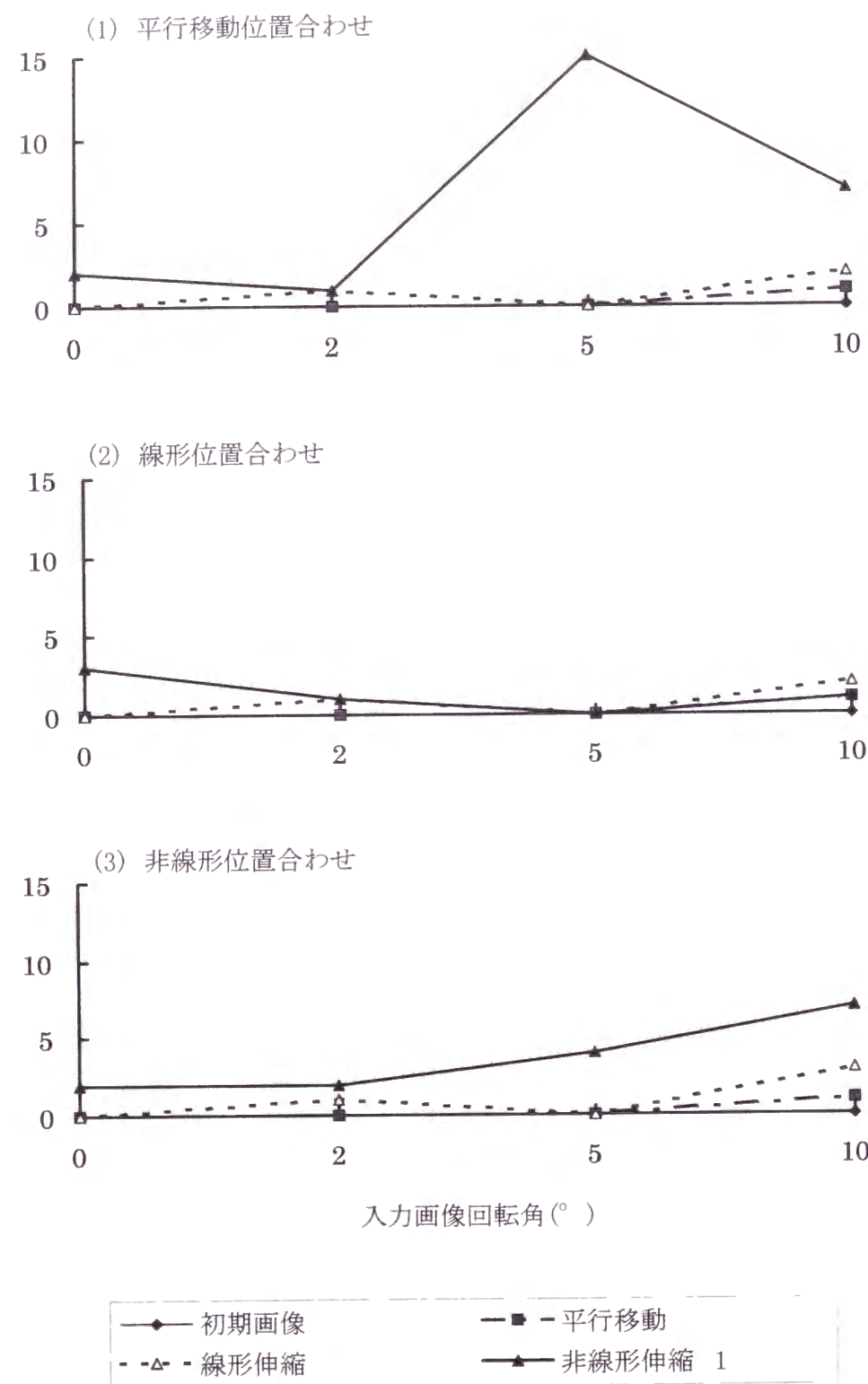


図3-9 入力画像の回転角推定誤差

位置合わせおよび非線形位置合わせについて妥当な結果が得られたのは、適切に抽出された回転角のもとでx, y 2 軸に沿った線形伸縮を組み合わせることによって上記の入力画像変形に対応できたためと考えられる。平行移動位置合わせについては線形伸縮画像(図3-5(c))に対応できないことが予想されたが、実験結果より妥当な回転角推定が実現されている。これは、入力画像の線形伸縮に平行移動位置合わせでは十分には対応できていないものの、投影像間距離に対する画像回転の影響がこれより大きかったためと思われる。

参照画像に非線形伸縮を加えた入力画像(図3-5(d))については、入力画像の回転角が大きい場合に平行移動位置合わせおよび非線形位置合わせで回転角の推定精度の低下が示されているが、線形位置合わせで扱う場合には妥当な回転角が得られている。入力画像が回転した場合投影軸の方向と入力画像の伸縮の方向は異なったものになるので、非線形伸縮の場合提案手法により対応できないことは3.3.2で述べた通りであるが、線形位置合わせにより妥当な回転角推定が行われており、これは投影像間距離に対する画像回転の影響が非線形伸縮の影響よりも大きかったためと思われる。平行移動位置合わせの場合については、画像の変形自由度が低いために非線形伸縮の影響が画像回転の影響を上回り、他方非線形位置合わせの場合、図3-8の実験結果からも示される通り画像回転による投影像間距離の変化が小さく、非線形伸縮の影響を下回ったと考えられる。

参照画像に対する投影軸を3軸の周囲で各々 -10° から 10° まで 2° ずつ回転させた場合(投影軸: $11 \times 11 \times 11 = 1331$ セット)の、処理に要した時間と参照用一次元投影像の所要記憶量を表3-3に示す。参照用投影像を生成するためには約4時間を要したが、位置合わせに要した時間は数十秒であり、生成された参照用投影像の所要記憶量は2MB程度であった。

3.3.4 データ欠落への対処法の効果

図3-9に示す、z軸の周囲での入力画像回転角の抽出精度評価において最も良

表3-3 画像の回転に対する実験結果

位置合わせ手法	投影像生成時間 (sec.)	位置合わせ処理 時間(sec.) (入力画像の回転 処理時間を除く)	参照画像所要 記憶量 (MB)
a)平行移動位置合わせ	15123.5	5.2	1.6
b)線形位置合わせ		26.1	
c)非線形位置合わせ		34.3	

好な結果を示した線形位置合わせに関し、中心を基準として y 軸方向に入力画像の投影像抽出範囲を限定した場合（3. 2. 3および図3-4に示す入力投影像抽出範囲 L の画像全体に対する比率 $R=100, 70, 50\%$ ）の、入力画像の回転角推定誤差を 図3-10 に示す。ここで、入力画像の種類および回転角は、図3-9に示す実験と同じ条件である。3. 2. 3では z 軸（上下方向）に関するデータ欠落について述べたが、実験において入力三次元画像の変形はxy平面（水平方向）に沿って加えられているので、この変形復元を目的とした位置合わせ処理におけるデータ欠落の影響を評価するため、ここでは y 軸（前後方向）に沿って投影像抽出範囲の制限を加えている。

入力画像の非線形伸縮については、ある程度回転角の推定精度が得られているものの投影像抽出範囲の減少に伴い誤差は増加しており、特に入力画像の回転角が大きい場合にこの傾向は顕著である。しかし、平行移動・線形伸縮については、抽出範囲に関わらずほぼ正確に回転角が推定された。

今回の実験において、参照画像からの投影像抽出位置（3. 2. 3および図3-4に示す投影像抽出位置s）の範囲は原画像の中心を基準として±15画素（1 画素毎合計31セット）、線形伸縮率（3. 2. 3および図3-4に示す投影像抽出比率r）の範囲は50%～150%（10%毎合計11セット）であり、計31×11=341セットの投影像が必要となる。これは、3. 3. 3で用いた投影像の25%程度であり、所要計算量および参照画像の所要記憶量もこの比率に準じたものとなる。

3. 4 考察

本章における研究の目的は、高速な位置合わせ手法の開発である。3. 2. 1に示した通り、一次元投影像を用いた三次元画像間位置合わせ手法により、所要計算量の大幅な低減を得ることができ、この点については3. 3. 2に示した実験結果より確認された。また、画像の回転およびデータ欠落への対処を行った場合

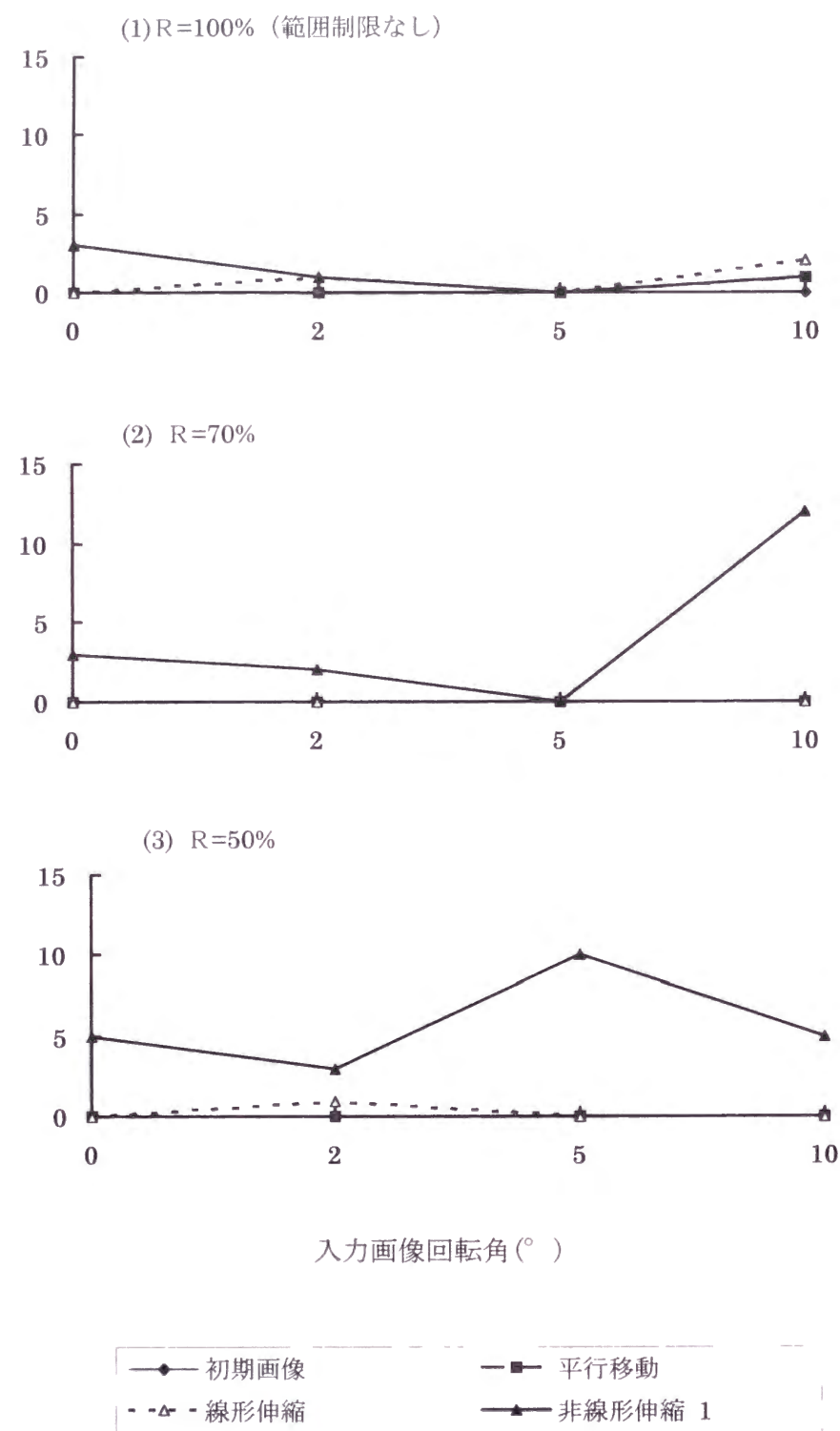


図3-10 撮影範囲制限画像に関する入力画像の回転角推定誤差
(R:入力投影像抽出範囲の画像全体に対する比率)

には参照用投影像の参照回数増加に伴い処理量が増加するが、3.3.3に示す通り1300セット程度の投影像を用いた場合で約1分の処理時間に止まっており、これは3.2.2および3.2.3に示した、提案手法の効果に沿った結果である。文献[26]に示された従来の高速位置合わせ手法と性能を比較することは、実験の条件が異なるため困難であるが、ここでは位置合わせ処理に数分を要しており、この点を考慮すると提案手法により高速処理が実現されたと考えて良い。

三次元画像間の位置合わせ性能については、3.3において投影軸に沿った変形に対し提案手法の効果が得られ、また画像の回転およびデータ欠落に対しても、提案手法により対処可能であることが示されている。これより、提案手法が三次元画像間位置合わせ手法として利用可能であることが確認された。

3.3ではまた、所要記憶量についても3.2に示した提案手法の効果が確認されている。3.3.3に示す通り、1300セット程度の参照用投影像に対しても所要記憶量は約2MBに止まっており、近年では記憶装置の容量がPCでも数GBあることを考えれば、位置合わせシステムを構築する上で十分小さな値であると言える。しかし、3.3.2の結果に示される通り、同じ条件下で三次元画像の所要記憶量も2MBであることを考えると、多数の参照用投影像を用いる場合、所要記憶量に関しては提案手法が優位であるとは言えない。

以下に、提案手法に関する検討課題について述べる。

(1) 今回提案した手法において、画像変換パラメータの探索は総当たりのに行われているにも関わらず、高速な処理が実現される。3.2.1に述べた通り、従来法[26]においてパラメータ探索は最急降下法に基づいた効率化手法を導入しており、提案手法においても同様の効率化を図ることにより、所要計算量の更なる低減が期待できる。

(2) 3.3.3および3.3.4に示した通り、画像の回転およびデータ欠落に対し単独で対処を行った場合には、予め参照用投影像を抽出しておけば一次元投影像間の位置合わせ回数が増加してもなお高速な処理が実現でき、また参照用投影像の所要計算量も現実的な範囲に止まる。しかし、実際のシステム構築の

際は両者を組み合わせて考える必要があり、単純に両者を掛け合わせると最終的な参照用投影像の総数が膨大なものになり、現実的なシステムの構築が困難となり得る。この問題については、これら投影像抽出位置、伸縮比率および回転角の取り得る範囲を限定し、参照用投影像の総数を低減させることによる対処が可能であり、検討が望まれる。

(3) 提案手法は画像各部の局所的な構造を解析することなく、画像全体の形状を基に位置合わせを行うものである。従って、撮影対象およびモダリティに依存せず、適用範囲の広い手法と言える。しかし一方、提案手法は比較する画像間で一次元投影像の形状が類似していることを前提としており、参照画像と入力画像が同じモダリティであることが前提となる。第5章で異なる画像種を対象とした画像間の類似度評価関数を提案するが、一次元投影像間の類似度評価に直接適用することはできない。

提案手法のマルチモダリティへの対応については、例えばMR画像とPET画像など異なるモダリティの2つの参照画像を予め視察などにより位置合わせしておき、入力PET画像を提案手法により参照PET画像と位置合わせすることにより、間接的に参照MR画像と位置合わせするなどのシステム的な解決法も考えられ、提案手法の改良と共に検討が期待される。

3.5 結言

本章では、大まかな画像間位置合わせ処理を実現するための、一次元投影像を用いた三次元画像の高速位置合わせ手法を提案した。まず、一次元投影像間の位置合わせに基づく三次元画像位置合わせの基本手法を提案し、入力画像の回転および撮影範囲制限によるデータ欠落への対処法について述べた。次に、2値化頭部PET画像を用いた評価実験より手法の有効性を示した。最後に、一次元投影像を用いた提案手法の適用範囲、手法の限界ならびに課題について

考察した。

本章で行った提案手法の評価は、参照画像から擬似的に生成した入力画像のみを用いている。本論文において以後この手法を用いた画像処理システムについての検討は行わないが、本手法を実際のシステムに適用する場合には、処理の対象となる三次元画像を実際に使った場合について手法の効果を評価する必要があると思われる。

第 4 章 連結部分領域の逐次的な線形変形に基づく画像間の非線形位置合わせ

4.1 緒言

2.2.3 に述べた通り、一次元画像間の非線形位置合わせについてはDPマッチング[7]などの確立された方式を利用できる。これに対して、二次元以上の場合については参照画像の座標変換関数により主に(1)全画素の移動パラメータを記述するもの[8](2)画像の代表点の移動パラメータを記述するもの[9][10][11][12](3)多項式パラメータを記述するもの[13]、の3種に分類されるが、いずれについても現状では問題があり、確立された手法は提案されていない。

上記3種の位置合わせ手法のうち(1)(3)については、現実的な処理速度で十分な非線形位置合わせ性能を得ることが困難である。そこで本章では、上記3種の手法のうちの(2)にあたる、代表点の移動パラメータを記述する座標変換関数を用いた非線形画像位置合わせ手法について検討する。(2)に属する一般的な手法であるテンプレートマッチング[9]を用いた方法は、位置合わせ処理の前後で代表点間の空間的な順序関係が保存されない可能性がある。この点を考慮した従来法[11][12]についても、順序関係の保存を保証するには到っていない。またこのような手法において入力画像の変形は移動した代表点間の補完に基づいて行われるが、画像間の類似度評価関数は入力画像の代表点周辺領域(テンプレート)と参照画像の対応箇所との類似度を基に算出されるので、入力画像の一部しか評価に用いておらず更に入力画像の変形が評価に反映されていない。従って、位置合わせの過程で用いられる類似度評価関数値が画像間の類似度を近似的にしか反映しておらず、位置合わせ結果が必ずしも画像間類似度の最大化に対応していない点が問題である。

本章では、代表点の移動パラメータ探索による非線形位置合わせ手法に関し、代表点間の空間的な順序関係保存を保証し、かつ位置合わせ結果が変形後の画像間類似度を直接反映するような方式の開発を研究の目的とする。本章で提案する手法は、入力画像を多角形の部分領域に分割し、各部分領域の頂点を空間的な順序関係保存の条件下で逐次的に移動させ、その結果を基に各段階で線形に変形された各々の部分領域と、参照画像との類似度を評価することにより、上記の問題を解決する位置合わせ結果を得るものである。

4.2 では、二次元画像を対象とした本位置合わせ手法について述べる。4.3 では、MR 画像を対象とした評価実験より手法の効果を検証する。4.4 では、手法の有効性について考察し、検討課題について述べる。4.5 では、三次元画像を対象とした場合の手法の拡張について述べる。

4.2 二次元画像を対象とした画像間位置合わせ手法

4.2.1 概要

提案手法において、位置合わせ処理は以下の手続きにより実現される。

- (1) 相互に連結された部分領域へ入力画像を分割する。
- (2) 順序関係が保存される条件下で部分領域頂点の移動し、その結果に基づいて部分領域を線形変形する。
- (3) 変形された部分領域により構成される入力画像と、参照画像との画像間類似度を評価する。
- (4) 逐次処理により最適な変形パラメータを探索する。

以下に、各々の手続きについて述べる。

4.2.2 入力画像の部分領域への分割

図 4-1 に概要を示す。図(a)に示す通り、入力画像は三角形の部分領域に分割される。ここで、図(b)に示すように、各部分領域の頂点を相異なる 3 つのカテゴリに分類する。図において、異なるカテゴリに属する頂点は異なる記号で示している。以後、カテゴリ k ($k=0, 1, 2$) に属する j 番目の頂点を P_{kj} と置く。

4.2.3 部分領域頂点の移動と領域の変形

図 4-1(c)に概要を示す。部分領域 R_i に属する 3 つの頂点 P_{0i} , P_{1i} , P_{2i} がそれぞれ P'_{0i} , P'_{1i} , P'_{2i} に移るものとし、 R_i はこの 3 頂点を結ぶ三角形領域 R'_i に変形するものとする。 R_i 内部の各点の R'_i 上の対応位置は、 R_i が三角形領域であることから 3 頂点の座標値の線形補間により求めることができる。頂点の移動に基づいて部分領域の変形を決定するので、2 頂点を結ぶ線分を境界とする部分領域間の連結関係は、図に示す通り変形の前後で保存される。

4.2.4 画像間の類似度評価

領域 R_i に対応する入力画像 $R_i(\text{inp})$ と領域 R'_i に対応する参照画像 $R'_i(\text{ref})$ との類似度評価関数値を $L(R_i(\text{inp}), R'_i(\text{ref}))$ とすると、画像全体としての評価関数値の総和 L_{total} は

$$L_{\text{total}} = \sum_i L(R_i(\text{inp}), R'_i(\text{ref})) \quad (4-1)$$

と置ける。以後 $L(R_i(\text{inp}), R'_i(\text{ref}))$ を L_i と略す。 $R_i(\text{inp})$ は i に関して相互に連結しているので、すべての i に関する領域 $R_i(\text{inp})$ の集合は入力画像全体と考えることができる。また、 $R'_i(\text{ref})$ も同様に i に関して相互に連結しているので、すべての i に関する領域 $R'_i(\text{ref})$ の集合は、変形後の入力画像が対応する、参照画像領域の全体と考えることができる。従って L_{total} により、テンプレートによる画像の一部分の利用でなく画像全体を用い、また入力画像の変形

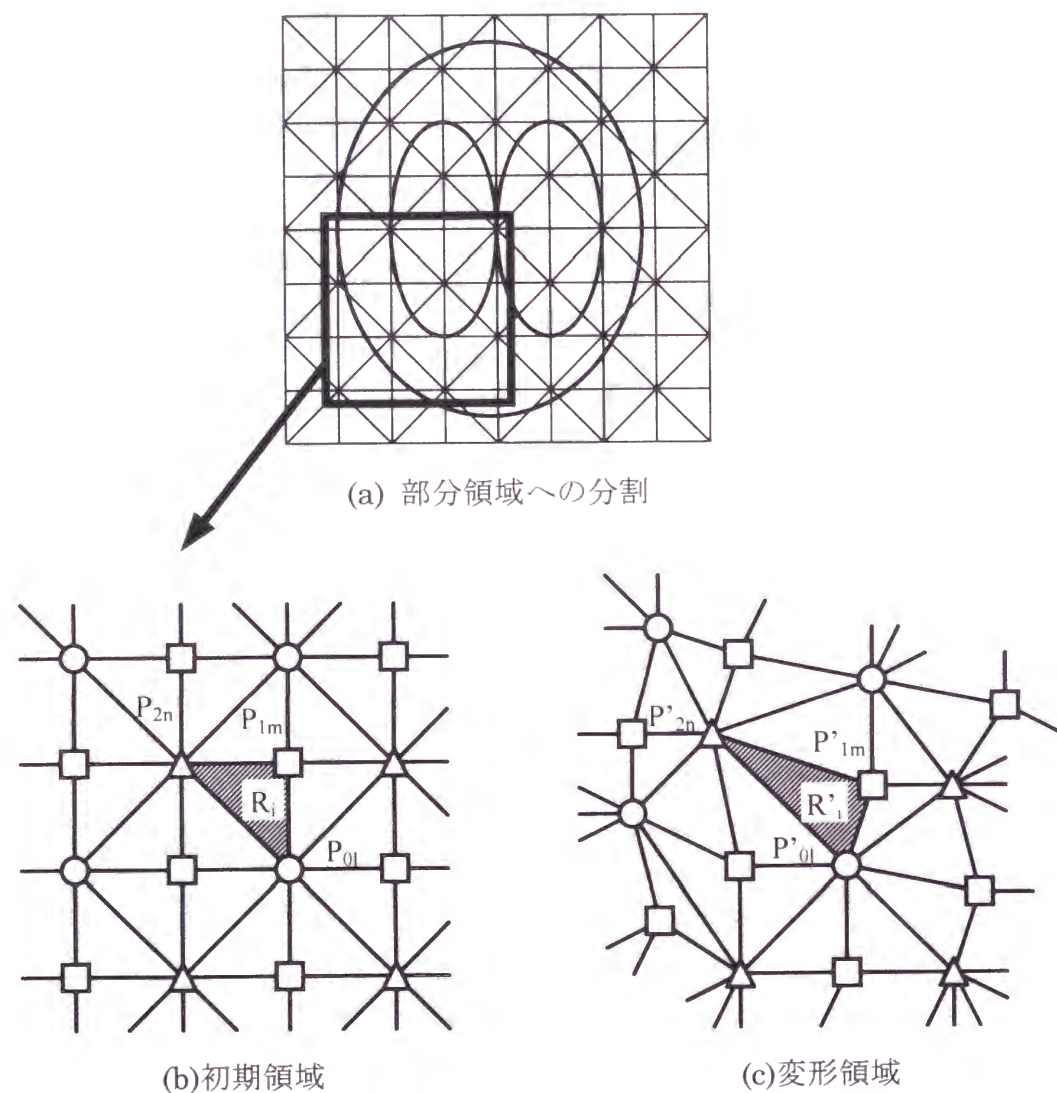


図 4-1 部分領域の配置と変形

を完全に反映する形で画像間類似度を記述することが可能となる。

4.2.5 入力画像変形の逐次的な最適化

入力画像変形の最適化は、各頂点位置の逐次的な探索に基づく更新を、部分領域頂点相互の空間的な順序関係を保存するような探索範囲内で行うことにより実現を図る。概要を図 4-2 に示す。

t 番目の更新により頂点 P_{kj} が P_{kj}^t に移るものとし、 P_{kj}^t を頂点とする 8 つの部分領域 R_i に関する類似度評価関数値 L_i の総和を L_{kj}^t とする。 P_{kj}^t 以外の頂点を固定し、 P_{kj}^t を含む領域 W_{kj}^t の範囲内で最適な P_{kj}^{t+1} を探索することを考える。図 4-2(a) において、 W_{kj}^t は点線で囲まれた矩形領域として示されている。ここで、 P_{kj}^{t+1} がその内部にある限り頂点間の順序関係が保存されるように W_{kj}^t を設定し、 P_{kj}^{t+1} が W_{kj}^t 内を移動した結果を図 4-2(b) に示す。また、参考のため P_{kj}^{t+1} が W_{kj}^t 外に移動し頂点間の順序関係がくずれた例を図 4-2(c) に示す。類似度評価関数値 L_{kj} の値が類似度の向上に従って増加するとした場合、 W_{kj}^t が P_{kj}^t を含むことから

$$L_{kj}^t \leq L_{kj}^{t+1} \quad (4-2)$$

が成り立つ。

4.2.2 に示した通り、三角形の部分領域は相異なる 3 カテゴリーの頂点を持っており、 L_{kj}^t 算出に関する各部分領域がカテゴリ k に属する頂点を 2 つ以上持つことはない。これらの部分領域を構成する頂点のうちカテゴリ k に属するのは P_{kj}^t のみである。従って P_{kj}^t の更新は、同一のカテゴリ k に属する他の頂点の更新と独立に行うことができる。一方、入力画像中の各部分領域はカテゴリ k の頂点を必ず 1 つ持つので、 k に属する頂点をすべて更新することにより、すべての部分領域を更新することができる。このことから、カテゴリ k に関して t 番目の頂点更新により得られた画像全体の類似度 L_{total}^{kt} を

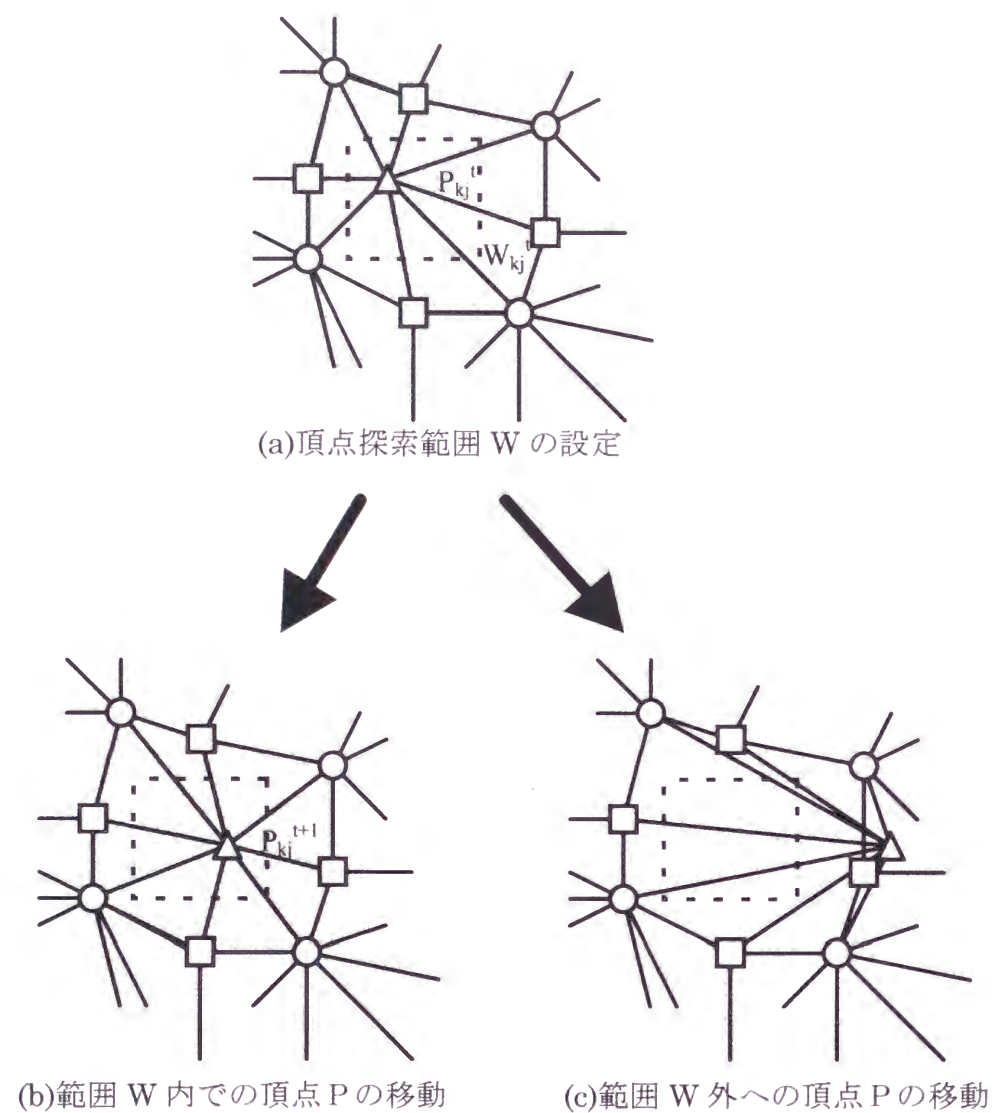


図 4-2 逐次的な部分領域形状の更新

$$L_{total}^{kt} = \sum_j L_{kj}^t \quad (k=0, 1, 2) \quad (4-3)$$

とおくと、(4-2) 式より

$$L_{total}^{kt} \leq L_{total}^{k(t+1)} \quad (k=0, 1, 2) \quad (4-4)$$

となる。あるカテゴリに属する頂点の更新において、他のカテゴリの頂点位置は変化しないので、カテゴリ k に関する $t+1$ 番目の頂点更新終了時の頂点配置をカテゴリ $k+1$ に関する $t+1$ 番目の頂点更新開始時の状態とし、それぞれに関する画像全体の類似度を $L_{total}^{k(t+1)}$ および $L_{total}^{(k+1)t}$ と置くと、 $L_{total}^{k(t+1)} = L_{total}^{(k+1)t}$ となる。従って、3 種類のカテゴリの頂点を順次更新することで、(4-4) 式より L_{total} を単調に増加させ、解を収束させることが可能となる。

4.2.6 頂点位置探索範囲の設定

先の説明において、頂点 P_{kj}^{t+1} を探索する範囲 W_{kj}^t の設定条件は (1) P_{kj}^t を含み (2) P_{kj}^{t+1} が W_{kj}^t 内にあれば隣接する頂点間の順序関係が保存されることである。範囲の設定方法は種々考えられるが、本論文では以下の手続きを用いる。概念を図 4-3 に示す。図において、頂点 Q と P_{kj} が取り得る距離を左右および上下方向についてそれぞれ d_x, d_y とおき、これらが 2 点 P_{kj}, Q の左右および上下方向に関する距離の初期値 D_x, D_y に対し

$$\alpha_x D_x \leq d_x \leq \beta_x D_x \quad (0 < \alpha_x < 1, 1 < \beta_x) \quad (4-5)$$

$$\alpha_y D_y \leq d_y \leq \beta_y D_y \quad (0 < \alpha_y < 1, 1 < \beta_y) \quad (4-6)$$

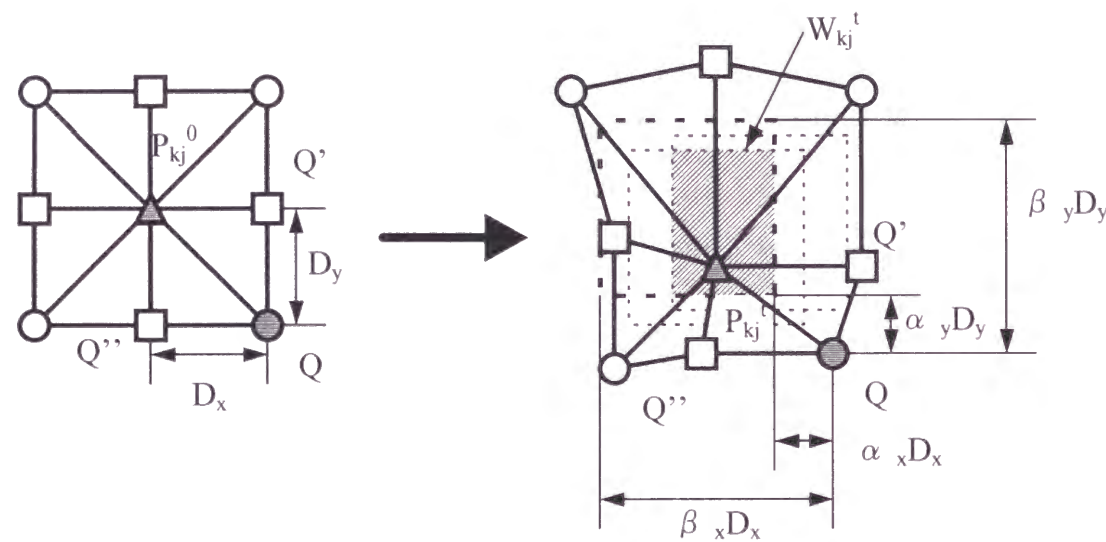


図 4-3 頂点位置探索範囲の設定

の条件を満たすものとする、 P_{kj}^{t+1} と Q との距離は 2 方向についてそれぞれある範囲にとどまり、 Q が固定されている時 P_{kj}^{t+1} の探索領域は図に太点線で示す矩形範囲となる。ここで、 α_x 、 α_y 、 β_x および β_y は、予め設定される定数である。上式は P_{kj} 、 Q の左右・上下 2 方向に関する順序関係が入れ替わった場合にも成立するが、ここでは P_{kj} の移動の前後で順序関係は保存されるものとする。これらの頂点間距離の範囲を、図に細点線で示すように P_{kj} と連結されている他の頂点についても算出し、8 頂点に関する条件のすべてを満たす範囲として W_{kj}^t を求める。図において、 W_{kj}^t を斜線領域で示す。ここで、 Q が初期状態で P_{kj} に対して水平な位置にある時 (Q' の位置)、(4-6) 式に示す上下方向の頂点間距離範囲制限は行わない。また、 Q が初期状態で P_{kj} に対して垂直な位置にある時 (Q'' の位置)、(4-5) 式に示す左右方向の頂点間距離範囲制限は行わない。

初期状態において 2 点 P_{kj} 、 Q の間の距離は左右・上下 2 方向についてそれぞれ D_x, D_y で (4-5) 式および (4-6) 式を満たしており、以降の頂点移動はこれら 2 式を満たす範囲で行われるため、前述の探索範囲設定条件 (1) はこの手続きにより常に成立する。また、左右・上下 2 方向に関して 2 点間の順序関係は保存されるので、設定条件 (2) についても常に成立する。従って、この手続きを頂点位置探索範囲の設定に用いることができる。

4.2.7 手法の利点

1) 位置合わせ性能 提案手法は、画像変換関数として代表点の移動パラメータを記述し、パラメータを最適化することにより位置合わせを実現する方式である。先に述べた通り、従来このような方法では代表点間の順序関係保存が保証されず、また位置合わせ結果が変形後の画像間類似度を直接反映していない点が問題となる。本手法では部分領域の頂点を代表点とし、代表点相互の順序関係を保存する範囲で逐次的に最適な代表点位置を探索しており、順序関係は逐次処理の各時点で常に保証されている。また、隣接する部分領域は変形後も互いに連結しているため、逐次処理の各時点で画像間類似度の評価は変形された入力画像と参照画

像との比較に対応し、最終的な位置合わせ結果についても、入力画像変形後の画像間類似度を反映している。

2) 所要計算量 逐次的処理により画像間類似度の単調増加とその結果としての収束が保証されているため、少ない計算量での安定した処理が期待できる。本手法による結果が大局的な最適解となることは保証できないが、準最適解が効率的に得られると考えられる。

4.3 評価実験

4.3.1 実験条件

実験条件を表 4-1 に示す。評価に用いた画像は、3 名の被験者から得た二次元のMR画像である。図 4-4 にこれらの画像を示す。処理対象となる領域は 100×100 画素の画像中の中央 81×81 画素の領域とする。また、部分領域の頂点 P は上下および左右方向について等間隔に配置するものとし、P の数は 5×5 とする。この場合、部分領域の数は 32 である。図 4-5 に部分領域の配置を示す。

頂点位置探索範囲の設定手続きとしては 4.2.6 に示す方法を用い、(4-5) 式および(4-6) 式に示す頂点間距離範囲を決定するパラメータを $\alpha_x = \alpha_y = 0.5$, $\beta_x = \beta_y = 2$ とする。また、画像間類似度として、ここでは(3-3) 式に示す、対応画素間の画素値差分に基づく市街地距離を用い、これを最小化することにより類似度の最大化を図る。距離計算を行う際、画像の外部領域については画素値を 0 として処理を行う。

4.3.2 擬似入力画像による性能評価

参照画像を変形することにより得た擬似入力画像を用いて、提案方式の基本的な位置合わせ性能を検証する。入力画像は参照画像に対し(1) 水平方向の平行移動(2) 水平方向に沿った線形伸縮(3) 回転のいずれかを加えたものである。

表 4-1 実験条件

原画像= T1 強調 MR 画像
撮影装置=GE Medical System 社製 1.5-Tesla Signa Imager
スライス画像画素サイズ= 1×1 mm
スライス間隔=3 mm
評価用画像サイズ= 100×100 画素
画素サイズ= 2×2 mm (原画像の線形補間による)
参照画像=3 横断スライス像 (3 被験者による)
入力画像=参照画像の変形により抽出
1)水平方向の移動 ($0, \pm(3,5,10,15)$ 画素)
2)水平方向の線形伸縮 ($60,80,100,120,140\%$)
3)回転 ($0, \pm(5,10,15,20)^\circ$)
H/W=Gateway200 P5-100(CPU=Pentium100MHz/Memory=64MB)
OS=WindowsNT 4.0

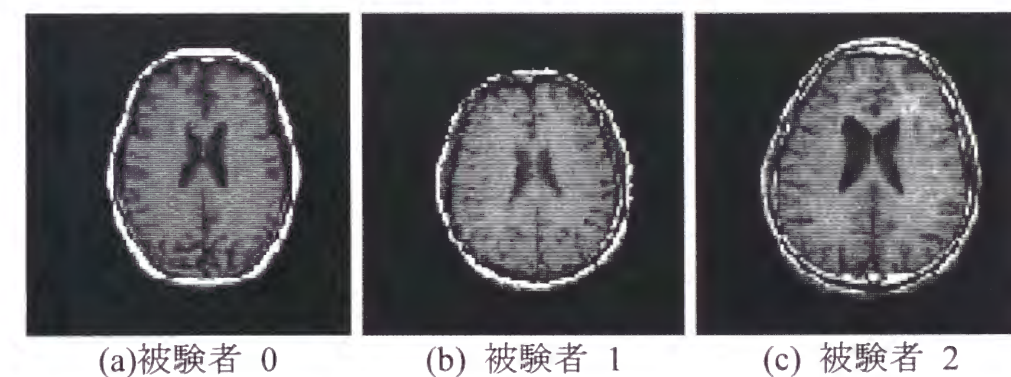


図 4-4 評価画像

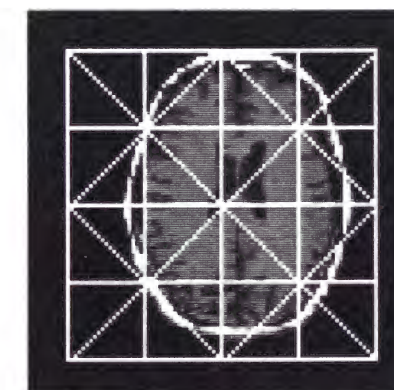


図 4-5 部分領域の配置

条件を表 4-1 に示す。

図 4-4(a) の画像に対して、上記 3 種の変形を施して入力画像を作成した。これらに対して本手法による位置合わせを施した結果を図 4-6 に示す。図において、横軸は入力画像の変形の程度を示している。入力画像の変形は既知であり期待される各頂点の位置合わせ後の位置は算出可能であることから、その頂点位置と実際の位置合わせの結果による頂点位置との、平面上のユークリッド距離を評価に用いた。特に回転に関し、回転角が大きい場合には対応できていないが、それ以外はいずれの変形についても本手法による位置合わせ精度の向上が得られている。ここで、回転に関する位置合わせ性能の低下は、4.2.6 に述べた頂点位置探索範囲設定手続きによるものと考えられ、この点については後述する。

4.3.3 実画像間の位置合わせ

図 4-4 に示す 3 種の画像を用い、実画像間の位置合わせに関して提案方式の性能評価を行う。評価は、それぞれの画像上に 10 個所の参照点を視察により設定し、対応する点間の、平面上のユークリッド距離を比較することで行う。各画像に関する参照点の位置を図 4-7 に示す。

3 つの画像のうち 1 つを参照画像、残りのうち 1 つを入力画像として用いた計 6 通りの組み合わせに関し、行った位置合わせ処理の結果を表 4-2 に示す。部分領域数が 32 と比較的少ないため十分な非線形変形が得られないことが懸念されたが、表に示す通り、対応点間の距離は位置合わせにより減少しており、非線形な形状の差異を持つ実際の画像に対しても本手法による位置合わせ精度の向上が示された。図 4-8 に処理例を示す。ここで、(a) は入力画像に、部分領域を示す格子を重ねて表示したものである。また、(b) は参照画像に、位置合わせの結果変形された入力画像の部分領域を示す格子を重ねて表示したものである。(c) は、(b) で示した格子が元の形になるよう参照画像を変形した結果であり、入力画像に対する座標変換の逆変換を参照画像に加えたものに相当する。変形後の

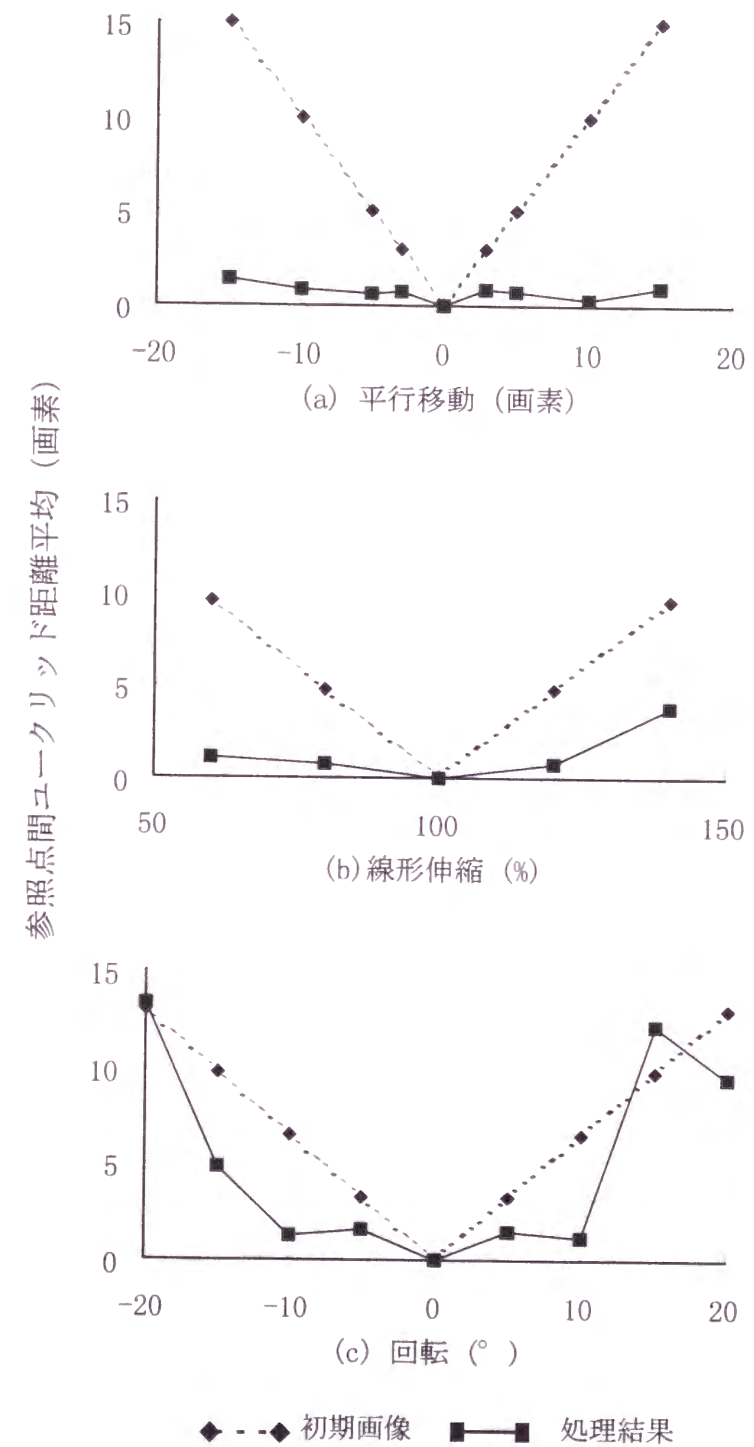


図 4-6 擬似入力画像による位置合わせ結果

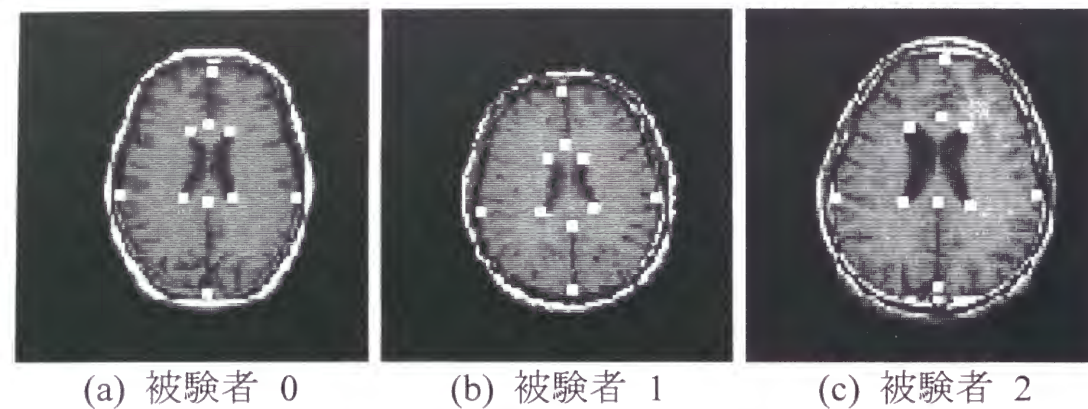


図 4-7 評価用参照点

表 4-2 実験結果

参照点間ユークリッド距離平均 (初期画像：単位＝画素数)	4.65
参照点間ユークリッド距離平均 (処理結果：単位＝画素数)	2.81
平均逐次処理回数	5.83
処理時間 (sec.)	70.23

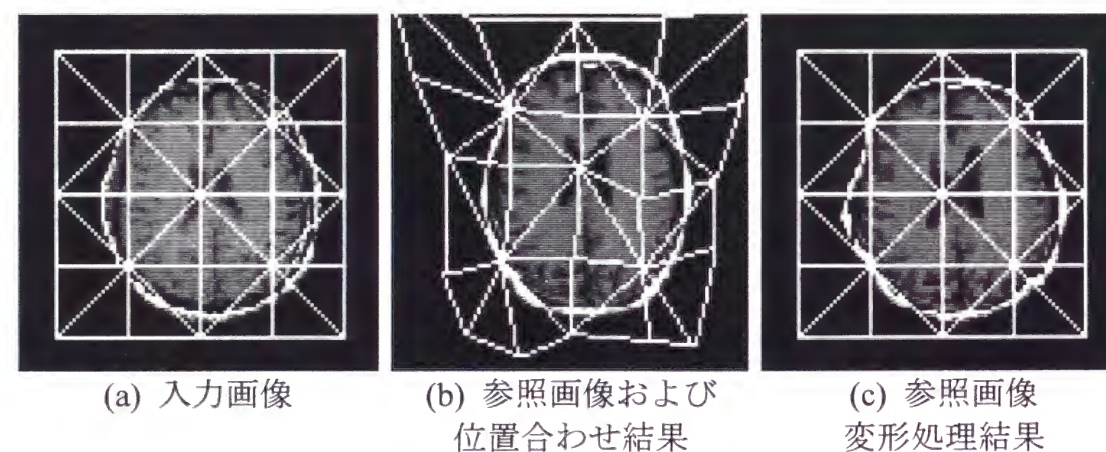


図 4-8 実画像を用いた非線形位置合わせ処理例

参照画像(c)は変形前(b)と比べ入力画像(a)に類似した形状を示している。

表 4-2 より逐次処理の平均繰り返し回数は約 6 回であり、わずかな回数で処理が終了している。この際、処理に要した時間は約 70 秒である。

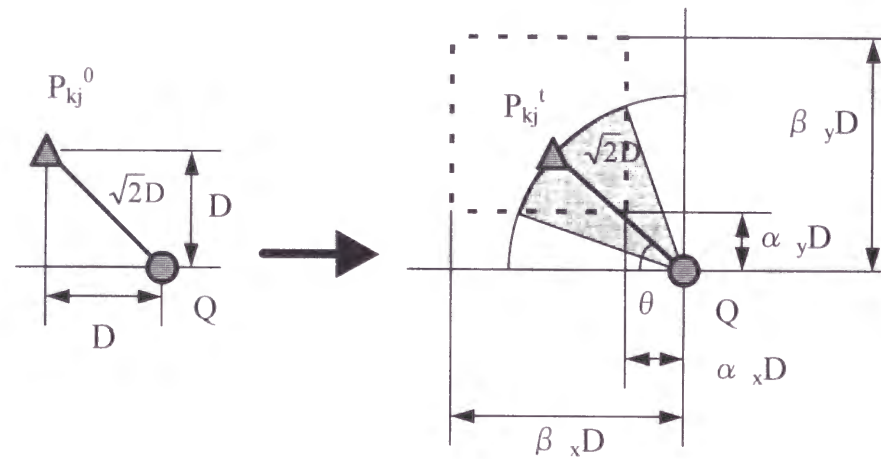
4.4 考察

本章における研究の目的は、代表点間の移動パラメータを記述する座標変換関数を用いた非線形画像位置合わせ手法に関し、従来法において課題となっていた代表点間の順序関係保存が保証され、かつ位置合わせ結果が変形後の画像間類似度を直接反映する手法の開発である。4.2 に述べた通り、提案手法はこれらの条件を満たしており、また 4.3 の評価実験に示される通り、本手法による位置合わせ精度の向上が見られる。ここでは従来法との定量的な性能評価は行っていないが、この手法が上述の課題を解決し、画像間位置合わせに利用可能であることが確認された。

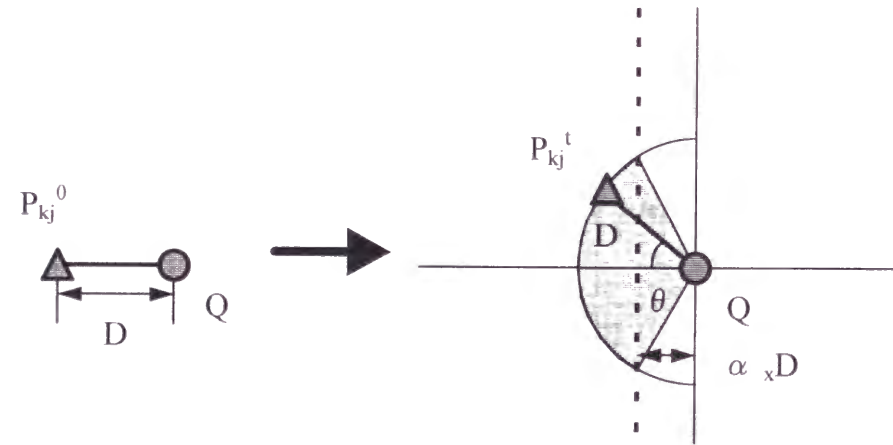
また、所要計算量については、4.3.3 に示す通り逐次処理の繰り返し回数はわずかであり所用時間も実験条件下で 1 分程度である。実験条件が異なるので他の報告と直接比較することはできないが、通常非線形位置合わせは処理時間を要し、処理に数時間かかる場合もある[11]ことを考えると、提案手法により高速な処理が実現されたと考えて良い。

なお、4.3.2 に示した実験結果において、画像の回転に対して提案手法の位置合わせ性能の低下が見られたが、これは 4.2.6 に述べた頂点位置探索範囲設定手続きに関連すると考えられるので、この点について述べる。ある頂点の周囲を隣接点が回転することを考える。図 4-9(a)に、対角方向に配置された隣接 2 点の回転範囲制限の概要を示す。4.3.1 に示した実験条件を用いた場合、頂点の間隔は左右および上下方向について同じであり、これを D とおくと対角 2 点間の初期ユークリッド距離は $\sqrt{2} D$ となる。このとき、2 点を結ぶ直線が水平方向の軸と

(a) 対角方向配置



(b) 左右方向配置



(c) 上下方向配置

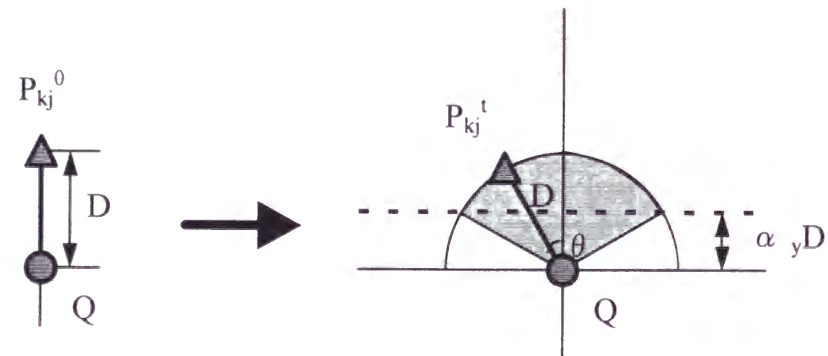


図 4-9 隣接 2 点の回転範囲

なす角を θ とおくと、2 点間の距離を保存して一方が他方の周囲を回転した場合の θ の取り得る範囲は

$$\cos^{-1}(\alpha_y/\sqrt{2}) \leq \theta \leq \sin^{-1}(\alpha_x/\sqrt{2}) \quad (4-7)$$

となる。4.3.1 において $\alpha_x = \alpha_y = 0.5$ であるので、 $20.7 \leq \theta \leq 69.3(^{\circ})$ となり、初期状態で $\theta = 45^{\circ}$ であったことを考えると、許容される θ の範囲は $\pm 24.3^{\circ}$ となる。

同様に、図 4-9(b)(c) より左右および上下方向に沿って配置された隣接 2 点の回転範囲は $\pm \cos^{-1}(0.5/1) = 60^{\circ}$ となることがわかる。提案方式において頂点位置の探索は逐次的に行われるが、最終的に得られる結果も上記の条件を満たす必要があり、これは探索対象頂点と隣接するすべての頂点との間で成立が求められるので、先の条件下で許容される回転範囲は、逐次処理が期待通り進行したとしてもたかだか $\pm 24.3^{\circ}$ となる。評価実験において入力画像の回転角が大きい場合に位置合わせが十分行われなことが示されたが、これは上記許容範囲の限界に近づいたためと思われる。

以下に、提案手法に関する今後の検討課題について述べる。

(1) 上述の通り、4.2.6 に示した頂点位置探索範囲設定手続きを用いた場合、頂点間の回転角度に強い制限があり、これが位置合わせ性能の低下をもたらす。また、(4-5) および (4-6) 式に示す頂点間距離の範囲が狭い場合、頂点間の伸縮範囲が制限されるために十分柔軟な非線形位置合わせが実現されないことが懸念される。

これらの制限を緩めた場合には、より柔軟な位置合わせが可能になる。例えば異なる被験者の画像間位置合わせを行う場合、全体としては類似していても局所的には形状が大幅に異なる場合があるので、この点も含め制限の緩和は必要と思われる。しかし一方、入力画像の極端な変形を許すことによる位置合わせ誤りの増加も懸念されるので、両者を十分に考慮した範囲設定手続きの検討が必要であ

る。

画像の変形が入力画像全体に及んでいる場合には、前処理として大まかな位置合わせを行うことで問題を回避することが可能である。前述の画像回転については、実験結果より提案手法が 10° 程度の回転には対処可能と考えたと前処理の位置合わせ精度は 10° 以下であればよい。このような前処理として、例えば第3章に提案した高速位置合わせ手法を導入することなどが考えられる。

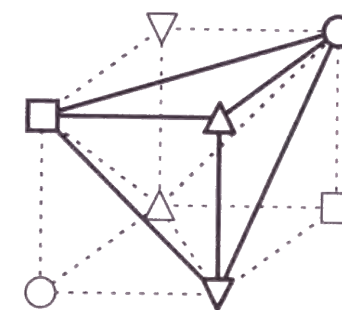
(2) 今回、提案手法において頂点の数と位置合わせ性能との関係についての評価は行わなかった。頂点の数が多い場合にはより詳細な非線形位置合わせが実現され、かつ逐次的な処理により大きな変形を含む画像の差異に対応できることが考えられるが、本手法は対応関係の準最適解を逐次的に求める手法であり、DPマッチングのような最適解の獲得は保証されないため、頂点数が少ない場合と比べ、局所解に収束する可能性は高くなると思われる。この点については、適当な頂点数の実験的な決定の他、位置合わせ処理の過程での階層的な頂点数の増加などにより対処が可能である。

(3) 図4-8の位置合わせ結果にも示される通り、背景など近傍に類似した部分領域が多数ある場合、大幅な位置合わせ誤りが懸念される。背景部分については、通常関心の対象外であるため部分領域の位置合わせ誤り自体が問題になることはない。しかし、変形を妥当なものにするため頂点間の距離に制限を設けた場合、位置合わせ誤りの生じた部分領域周辺の頂点の振る舞いに影響を与えることが予想され、この点については対策を検討する必要がある。

4.5 三次元画像を対象とした手法の拡張

本章では、二次元画像を対象とし、三角形の部分領域に対して3カテゴリに分類された頂点を逐次的に更新する位置合わせ手法について述べた。提案手法は、部分領域の形状を四面体とし、4カテゴリの頂点を順次更新することにより容易

(a)四面体



(b) 直方体

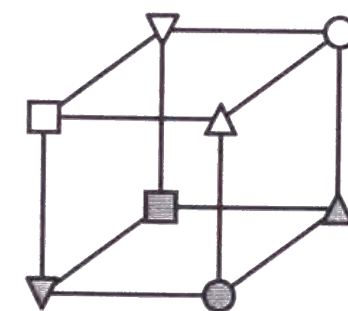


図4-10 三次元画像分割を目的とした部分領域形状

に三次元画像処理へ拡張が可能である。図 4-10(a)に部分領域の例を示す。図において、直方体の三次元画像領域は計 8 頂点の四面体に分割されているが、領域数は計 5 個あり、他と異なる形状の領域も存在する。従って、領域の形状に応じた処理が必要となるため、領域分割は複雑になり頂点操作のアルゴリズムも複雑になる。本手法は三次元画像の初期部分領域形状を直方体とし、8 カテゴリーの頂点更新によっても同様の処理が実現できる。このとき、初期部分領域の形状が直方体であることから、部分領域の変形は双線形変換 (bi-linear transformation) により実行可能である。図 4-10(b)に示す通り、四面体の部分領域を用いた場合と比べ領域分割は容易になり、それに伴い頂点操作のアルゴリズムも簡略化される。第 6 章に述べる三次元画像間位置合わせシステムでは、直方体部分領域を用いた上記の手法拡張に基づき、画像間の非線形位置合わせを実現する。

4.6 結言

本章では、代表点の移動パラメータを記述する画像変換関数を用いた非線形画像位置合わせ手法に関し、代表点間の空間的な順序関係の保存と、画像全体の類似度を反映した画像間類似度評価関数の利用を可能にする手法の開発を目的として、画像を三角形の部分領域に分割し、部分領域の頂点を空間的順序関係保存の条件下で逐次的に更新する位置合わせ手法を提案し、二次元画像を対象とした評価実験より手法の有効性を示した。また、手法の三次元画像への拡張について述べた。

第 5 章にマルチモダリティを対象とした画像間類似度評価関数を提案するが、この評価関数は本章で提案した位置合わせ手法に導入可能である。提案手法を用いた実用システムについては第 6 章に述べる。

第 5 章 二次元特徴空間ヒストグラムの特徴ベクトル量子化歪を用いたマルチモダリティ画像間類似度評価関数

5.1 緒言

医用画像には X 線 CT 画像、MR 画像、PET 画像など様々なモダリティの画像があり、これらを統合し対応関係を求めることにより、個々の画像のみからは得られない新たな知見を得ることができる。同じモダリティの画像を対象とする場合、画像間の位置合わせを自動的に行うための類似度評価関数として画素値差分や相互相関[14]などが一般に用いられるが、これは対応する部位の画素値の大きさやその順序が画像間で等しいことが前提となっており、画像のモダリティが異なる場合にはこれらの評価関数を用いることはできない。

2.3 に述べた通り、三次元頭部画像を対象としてこのようなマルチモダリティ画像間類似度評価関数は種々提案されており (1) 外部マーカを用いた方式[15]、(2) 頭部あるいは脳部の表面抽出と対応付けに基づく方式[16]、(3) 画素値の対応関係を利用する方式などが提案されている。その内、(1) はマーカ装着による被験者の負担が大きく、また頭部表面のみの対応付けに限られ内部の変動に対応できない点が問題である。また、(2) は画像間の対応付けが頭部表面のみに限られている他、表面情報の獲得が困難となる場合がある点が問題である。

(3) については、2.3.2 に述べた通り、画素値の対応関係を二次元の特徴空間ヒストグラムで表現し、その局在性により画像間の類似度を評価する手法が提案されている。その内近年提案された相互情報量を用いた手法[23]は、同一被験者の頭部画像を対象とした評価実験から有効性が示されている。しかし、相互情報量の計算は画素値の対応関係を全体として評価する形となっており (2-3) 式のような画素間類似度の線形和の形をとらないので、位置合わせの過程で参照画像の非線形変形により画像間の局所的な対応関係のみが更新された場合にも、その

都度画像全体の評価が必要となり計算量が増大する。従って、画像間の非線形位置合わせを目的とした場合、類似度評価関数として相互情報量を用いることは所要計算量の点から問題がある。

本章では、マルチモダリティ画像間位置合わせに利用可能で、かつ上記の問題を解決し非線形位置合わせに用いることのできる画像間類似度評価関数の開発を研究の目的とする。提案手法は、上記二次元特徴空間ヒストグラムを用い、ヒストグラムのベクトル量子化歪を評価関数として用いるものである。5.2では提案手法について述べる。5.3では、同一被験者画像間の位置合わせを対象とし、種々の条件によるヒストグラムの振る舞いを解析すると共に、評価実験より手法の効果を検証する。5.4では、提案手法の有効性について考察し、検討課題について述べる。

5.2 画像間類似度評価関数

5.2.1 処理の概要

本章で提案する画像間類似度評価関数は、2つの画像に関する画素値の対応関係を二次元の特徴空間ヒストグラムで表現し、ヒストグラムの局在性をベクトル量子化[29]の量子化歪によって記述するものである。

図 5-1 に、二次元特徴空間ヒストグラムのベクトル量子化手続きを示す。ベクトル量子化は特徴空間中の各点と空間中に複数用意されたセントロイド(代表点)との距離を比較し、距離最小のセントロイドを選択することにより、選択されたセントロイドが代表するクラスにこの点を分類するものである。ベクトル量子化歪は、量子化される点と選択されたセントロイドとの距離である。図において C1, C2, C3, C4 は4つのセントロイドを示しており、特徴空間中の点 P は距離比較により C3 に分類されている。D は C3 と P との距離でありベクトル量子化歪に相当する。

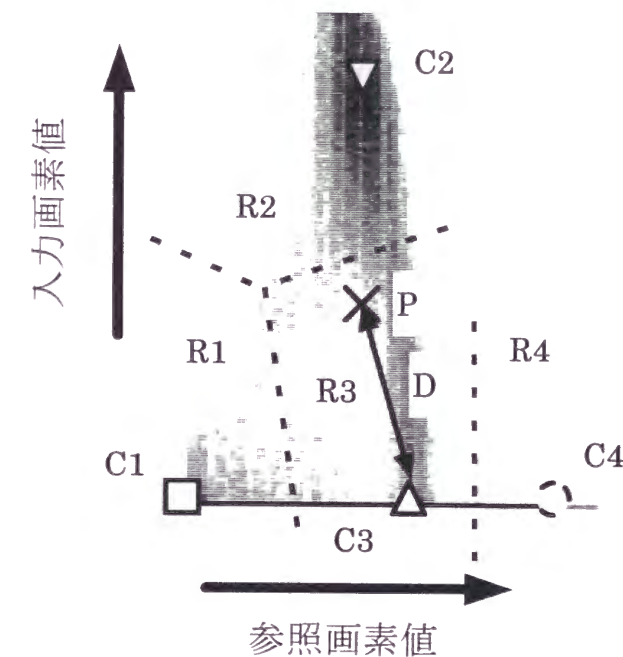


図 5-1 二次元特徴空間ヒストグラムのベクトル量子化

特徴空間中に配置された各点をベクトル量子化により分類することは、特徴空間をセントロイドの位置に応じて領域分割することに相当する。図 5-1 において、特徴空間はセントロイド C1, C2, C3, C4 により領域 R1, R2, R3, R4 に分割される。この時、各領域に属する各点のベクトル量子化歪の総和は、これらの点が構成するその領域内の分布の、領域を代表するセントロイドに対する局在性を示している。従って、図のように二次元ヒストグラムの形で表現された特徴空間中の分布の局在性は、適切に設定されたセントロイドを用いたベクトル量子化歪により記述することができる。

提案する評価関数を用いた三次元画像の位置合わせは、以下の手続きにより実現される。

- (1) 適当な初期位置合わせパラメータのもとで、画素値の対応関係を記述する二次元特徴空間分布を、二次元ヒストグラムにより表現する。
- (2) 位置合わせが行われた場合の望ましいヒストグラムの分布を記述する、特徴空間中の複数のセントロイドを設定する。
- (3) セントロイドとの距離比較により特徴空間分布をベクトル量子化する。
- (4) ベクトル量子化の結果に基づいてベクトル量子化歪を算出する。
- (5) ベクトル量子化歪最小化を評価基準として、位置合わせパラメータを最適化する。

5.2.2 二次元特徴空間ヒストグラム

三次元空間座標の座標変換関数を G と置き、 G により入力画像が変形されるものとする。入力三次元画像の画素値 $I(x, y, z)$ と、 G による変形後にこの画素が対応する参照三次元画像の画素値 $R(G(x, y, z))$ からなる二次元ベクトル

$$V(x, y, z) = (I(x, y, z), R(G(x, y, z))) \quad (5-1)$$

を各入力画素値について算出することにより、二次元の特徴空間分布を求めることができる。

V の各要素を次式のように量子化することにより、特徴空間分布は $M \times N$ の二次元ヒストグラムの形で表現できる：

$$\begin{aligned} V'(x, y, z) &= (I', R') \\ I' &= \text{int}\{S_i(I(x, y, z) - O_i)\} \\ R' &= \text{int}\{S_r(R(G(x, y, z) - O_r))\} \\ 0 &\leq I' < M \\ 0 &\leq R' < N \end{aligned} \quad (5-2)$$

ここで、 $\text{int}\{\}$ は実数値を整数化する関数とする。また、 O と S はそれぞれ、量子化のために設定したオフセット係数とスケーリング係数である。

2.3.2 に述べた通り、相互情報量を算出するためには確率分布を記述する必要がある、二次元特徴空間ヒストグラムの構築を要する。一方、特徴空間をベクトル量子化する場合二次元ヒストグラムを構築する必要はないが、後述の通り計算量を低減させることが可能となるので、提案手法においても二次元ヒストグラムを用いるものとする。

5.2.3 二次元特徴空間ヒストグラムのベクトル量子化

上記の方法で求められた二次元ヒストグラムに対し、特徴空間中に配置された複数のセントロイドとの距離比較によりベクトル量子化を行う。ここで、セントロイドは位置合わせが行われた場合の望ましいヒストグラムの分布を記述する、二次元特徴空間中の点であり、ベクトル量子化に先立って予め設定されているものとする。セントロイドの設定方法については 5.2.5 に後述する。

二次元特徴空間上に K 個用意されたセントロイドを C_k とすると、

$$C_k = (c_{ik}, c_{rk}), 0 \leq k < K \quad (5-3)$$

とおける。適当なベクトル間距離尺度Dの基でベクトル $V'(x, y, z)$ を最も距離の短いセントロイドが属するクラスに分類する手続きをベクトル量子化と呼び、量子化により V' がクラス q に分類されるとすると

$$D(V', C_q) = \min_k D(V', C_k) \quad (0 \leq k < K) \quad (5-4)$$

となる。この時、距離 $D(V', C_q)$ をベクトル量子化歪と呼ぶ。Dについては、本章では次の距離を用いる。

$$D(V', C_k) = \frac{1}{\sigma_i^2} (I' - c_{ik})^2 + \frac{1}{\sigma_r^2} (R' - c_{rk})^2 \quad (5-5)$$

σ_i^2, σ_r^2 は2軸に関するクラス内分散であり、(5-5)式は2軸間が無相関である場合のマハラノビス距離[30]の2乗に相当する。 σ_i^2, σ_r^2 については、異なるクラス k に対して異なる値を設定する事も可能であるが、ここでは簡単のため、クラスに関わらずすべて同じ値をとるものとする。

5.2.4 ベクトル量子化歪を用いた画像間の位置合わせ

画像間の位置合わせの際評価対象となる二次元ベクトル $V'(x, y, z)$ の総数を L とし、各々のベクトルにラベルを付加し $V'(x, y, z) = V'(l) \quad (l=0, \dots, L-1)$ とおく。ここで、 L は画像間の位置合わせに関わる入力画像の画素数に相当する。 $V'(l)$ がベクトル量子化により分類されるクラスのセントロイドを $C_q(l)$ とすると、画像間の位置合わせはベクトル量子化歪の平均

$$D_{ave} = \frac{1}{L} \sum_{l=0}^{L-1} D(V'(l), C_q(l)) \quad (5-6)$$

を評価基準として、これを最小化するように位置合わせパラメータを最適化することにより実現する。ここで、座標値が $V'=(I', R')$ となるベクトルの総数は二次元ヒストグラム $F(I', R')$ における度数 $F(I', R')$ に相当するので、この時のベクトル量子化歪を $D(V', C_q) = D(I', R', C_q)$ とおくと

$$D_{ave} = \frac{1}{L} \sum_{I'=0}^{M-1} \sum_{R'=0}^{N-1} F(I', R') D(I', R', C_q) \quad (5-7)$$

とおける。特に三次元画像では画素の総数が大きくなるため一般に $L \gg M \times N$ と考えられるので、(5-7)式の利用により(5-6)式を用いた場合と比べ処理量が削減できる。例えば、三次元画像の大きさが $100 \times 100 \times 100$ ボクセル、2つの画像の量子化後の画素値が各々256階調である場合、 $L=1,000,000$ 、 $M \times N=65,536$ となり、上記の関係が成り立つ。

5.2.5 セントロイドの抽出手続き

先述の通り、ベクトル量子化を行うための複数のセントロイドは、位置合わせが行われた場合のヒストグラム分布を記述するものであり、提案手法による位置合わせに先立って抽出する必要がある。二次元特徴空間ヒストグラムの最終的な分布が予め求められている場合、セントロイドは通常二次元ベクトルの k -means クラスタリング[31]により抽出可能である。これは、量子化数 K を既知として適当な初期位置に配置された K 個のセントロイド $C_k \quad (k=0, 1, \dots, K-1)$ に対し、二次元ヒストグラムを構成する各ベクトルとのベクトル量子化歪の総和が最小となるように、セントロイドの位置を逐次的に更新するものである。しかし本章で提案する方式において、位置合わせ処理開始時点で得られる二次元ヒストグラムは最終的なヒストグラムと分布が異なるため、このヒストグラムから得られるセントロイドも望ましいヒストグラムの分布を記述しているとは言えず、セントロイド抽出のためには別の手続きが必要となる。

ここでは、2つの三次元画像の各々から画素値の一次元ヒストグラムを構築し、k-means クラスタリングによりそれぞれ K_i , K_r 個のセントロイド c_{ik} ($0 \leq k < K_i$), c_{rk} ($0 \leq k < K_r$) を自動的に抽出した後、その組み合わせにより得られる $K_i \times K_r$ 個の二次元ベクトルの内 K 個を二次元ヒストグラムのセントロイドとして選択する。この時、値 K_i , K_r の決定および K 個の二次元セントロイドの選択は、2つの画像の性質を考慮した上で予め指定しておく。これは例えば、頭部 MR 画像と PET 画像について、灰白室や白室などの領域に対して2つの画像の取り得る値の組み合わせを視察などによって判定し、前記 $K_i \times K_r$ 個の二次元ベクトルのうちこの組み合わせに該当するものを選択することにより実現される。

セントロイド抽出のための一次元ヒストグラムは、二次元ヒストグラムから次のような手続きで抽出できる：

$$\begin{aligned} F_i(I') &= \sum_{R'=0}^{N-1} F(I', R'), \quad 0 \leq I' < M \\ F_r(R') &= \sum_{I'=0}^{M-1} F(I', R'), \quad 0 \leq R' < N \end{aligned} \quad (5-8)$$

一次元ヒストグラムのベクトル量子化歪は画素値差分により求める。この時、得られる歪の二乗平均はクラス内分散の平均に相当するので、2つの画像に関しこのようにして得られる分散を、それぞれ (5-5) 式の距離計算に用いる分散 σ_i^2, σ_r^2 として用いる。

5.2.6 提案手法の利点

1) マルチモダリティ画像間位置合わせへの対応 2.3.2 に述べた通り、相互情報量は二次元特徴空間ヒストグラムの局在性を記述した画像間類似度評価関数であり、異なるモダリティの画像間位置合わせに利用可能である。提案手法は、相互情報量と同様に二次元特徴空間ヒストグラムの局在性を記述しており、マルチモダリティ画像間の位置合わせに利用できる。

2) 非線形位置合わせへの利用可能性 相互情報量の算出手続きは(2-3)式に示す画素間類似度の総和の形をとらないため、局所的な対応関係の更新についてもその都度画像全体の類似度を計算する必要があり、非線形位置合わせに利用することは所要計算量の点から問題がある。提案手法は、(5-6)式に示す通り画像間の類似度が各画素についてのベクトル量子化歪の総和により記述されることから、局所的な対応関係の更新については関連部分のみを再計算することにより類似度算出が可能となり、相互情報量のもつ前記の問題を解決し非線形位置合わせにも利用可能である。

二次元ヒストグラムを用いた場合についても同様に、局所的な対応関係の更新に対し(5-7)式において度数 $F(I', R')$ のうち関連する部分のみを更新することで画像間類似度が算出できることから、非線形位置合わせに関する提案手法の効果は得られる。しかし、局所的に対応関係の更新される画素数は画素数全体と比較して大幅に低下すると予想されるので、5.2.4 に述べた二次元ヒストグラムの利用による画像間類似度算出の効率化に関しては、効果は小さいと考えられる。

5.3 評価実験

5.3.1 実験条件

単純化された頭部三次元画像を用いて提案方式の有効性を検討する。ここでは、種々の条件のもとでの二次元特徴空間ヒストグラムの特性を検討した後、位置合わせに関する本方式の効果を評価する。特徴空間ヒストグラムの特性については Hill らが簡単な数学モデルを用いて検討している[18]が、単純化画像を用いることで特性はより明らかになると考える。なお、本節の目的は提案する画像間類似度評価関数の有効性の検討であるので、座標変換関数 G については単純な線形変換関数を用いる。

参照画像と入力画像は、解剖学的特徴を考慮し領域分割された原画像の各領

域に適切な値を設定した後、平滑化と雑音を加えることにより生成する。図 5-2 に原画像を示す。原画像は頭部の解剖学的構造を想定した 4 つの領域 r_0 (空気・脳脊髄液・骨)、 r_1 (灰白質)、 r_2 (白質)、 r_3 (脂肪) からなる。画像の大きさは $100 \times 100 \times 100$ 画素である。原画像は 4 つの領域に分類されており、参照画像・入力画像生成の際に各領域にそれぞれ値 v_{rj} および v_{ij} ($j=0, 1, 2, 3$) が設定される。平滑化関数としては標準偏差 σ_B のガウシアンフィルタを用い、また重畳雑音としては平均 0、標準偏差 σ_N のガウス雑音を用いる。

参照・入力画像として次の 3 組の画像を用いる。

- (データセット 1) 参照画像: $v_{r0}=v_{r3}=50, v_{r1}=v_{r2}=100$
 入力画像: $v_{i0}=v_{i3}=50, v_{i1}=v_{i2}=120$
- (データセット 2) 参照画像: $v_{r0}=v_{r2}=v_{r3}=50, v_{r1}=100$
 入力画像: $v_{r0}=v_{r2}=v_{r3}=50, v_{r1}=120$
- (データセット 3) 参照画像: $v_{r0}=50, v_{r1}=120, v_{r2}=160, v_{r3}=210,$
 $\sigma_B=1, \sigma_N=5$
 入力画像: $v_{i0}=v_{i2}=v_{i3}=50, v_{i1}=200, \sigma_B=3, \sigma_N=20$

図 5-3 に各データセットに関する参照・入力画像を示す。データセット 1 は、画像領域を 2 つのグループ g_0 (領域 0, 3), g_1 (領域 1, 2) に分け各々に異なる画素値を与えている。画素値の設定について特に考慮している点はなく、適当に設定している。データセット 2 は、画像領域を 2 つのグループに分け各々に異なる画素値を与えている点でデータセット 1 と同じであるが、領域のグループ分け g'_0 (領域 0, 2, 3), g'_1 (領域 1) を用いることによりデータセット 1 と比べより複雑な形状の画像を生成している。これら 2 つのデータセットに関して、 σ_B , σ_N は実験の目的に応じて種々の値を用いる。また、データセット 3 において参照画像と入力画像はそれぞれ MR 画像と脳血流 PET 画像を模擬しており、画像のモダリティを考慮して画素値の大小関係と平滑化および雑音のパラメータ

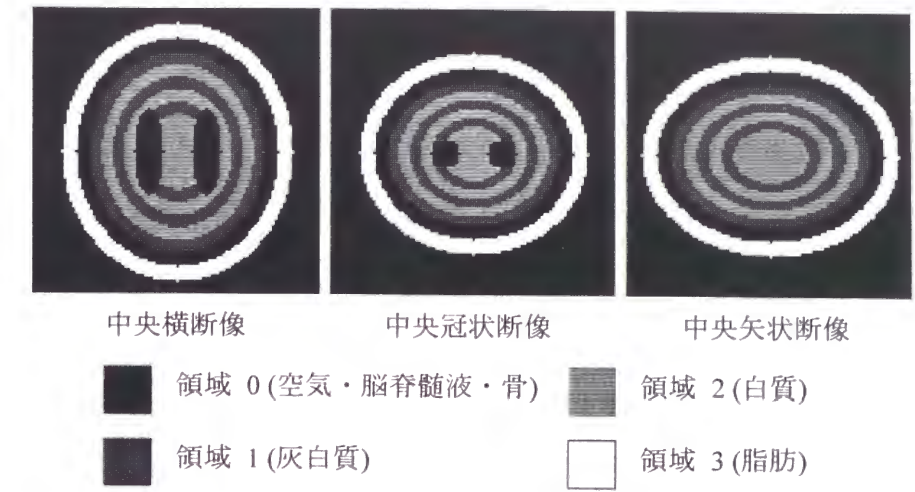


図 5-2 三次元原画像

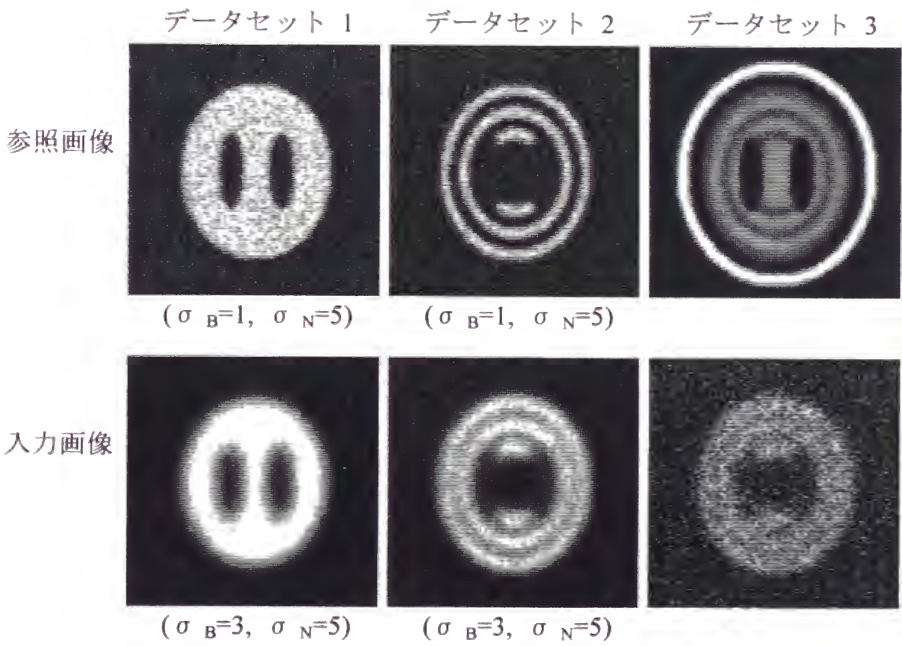


図 5-3. 参照・入力画像 (横断像を表示)

を決定している。

座標変換関数 G としては(2-2)式に示すアフィン変換を用い、3 方向の回転および 3 方向の平行移動の計 6 パラメータを位置合わせ処理により最適化するものとする。(5-2)式に示す二次元特徴空間ヒストグラム構築のための量子化のパラメータは $0_i=0_r=0$, $S_i=S_r=0.5$ とする。また、ヒストグラムのサイズは $M=N=128$ とする。ヒストグラム構築に用いる画素は入力画像の中央横断像を上下方向の中央とする $100 \times 100 \times 40$ 画素と、 G により対応づけられる参照画像の画素であり、 G による対応画素が参照画像の領域外の場合はこれをヒストグラム構築から除外する。除外される画素が全体の 20% を超える場合、座標変換による入力画像の変形が大きすぎると判定し、 G を構成する平行移動・回転の計 6 パラメータの組み合わせは不適とする。

5.3.2 雑音の影響

1) 特徴空間ヒストグラムの特性 データセット 1 を対象として、画像平滑化のパラメータ $\sigma_B=0$ (平滑化なし) とし、種々の σ_N を用いた場合の二次元特徴空間ヒストグラムを、位置が対応した場合と位置ずれがある場合について図 5-4 に示す。参照・入力画像が位置合わせされている時、領域グループ g_0, g_1 はヒストグラム上の異なる領域に局在して分布する。ヒストグラム上の各領域の分散は、参照・入力画像の雑音の分散の大きさに従っている。両者のヒストグラム上の中心座標をそれぞれ (c_{0r}, c_{0i}) , (c_{1r}, c_{1i}) と置くと、位置ずれにより (c_{0r}, c_{1i}) および (c_{1r}, c_{0i}) を中心とする領域にアーチファクト (擬像) が現れる。

位置が対応している場合の同様の評価を、データセット 1 よりも複雑な形状のデータセット 2 について行い、データセット 1 と比較した結果を図 5-5 に示す。図より、データセット 2 についてもデータセット 1 と同様の傾向が見られる。両者の比較より、画像平滑化が行われていない場合、画像間位置合わせの状態および雑音重畳の程度に応じた二次元ヒストグラムの分布の変化は、画像の形状に関わらず同様の傾向を示すことが示された。

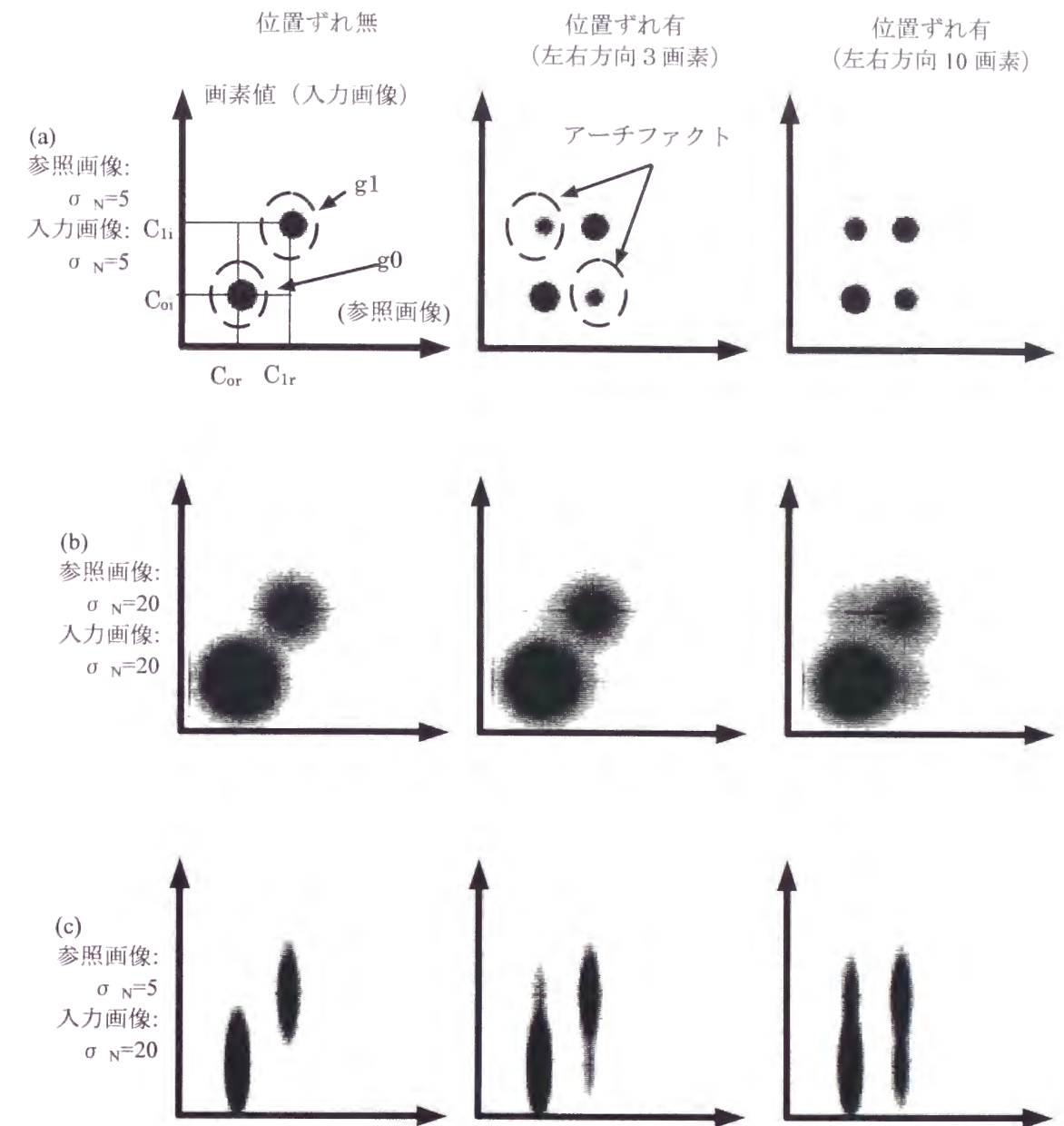


図 5-4 雑音重畳画像に関する二次元特徴空間ヒストグラム (データセット 1)

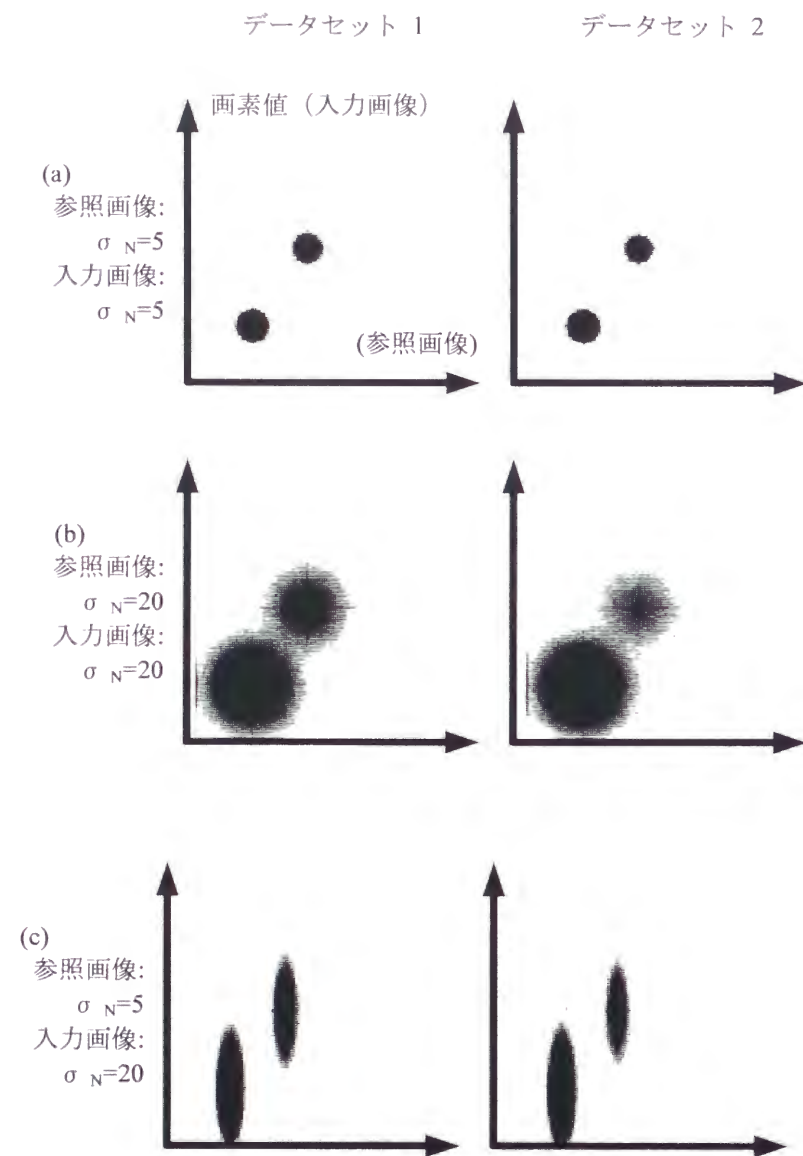


図 5-5 雑音重畳画像に関する二次元特徴空間ヒストグラムの
データセット間比較

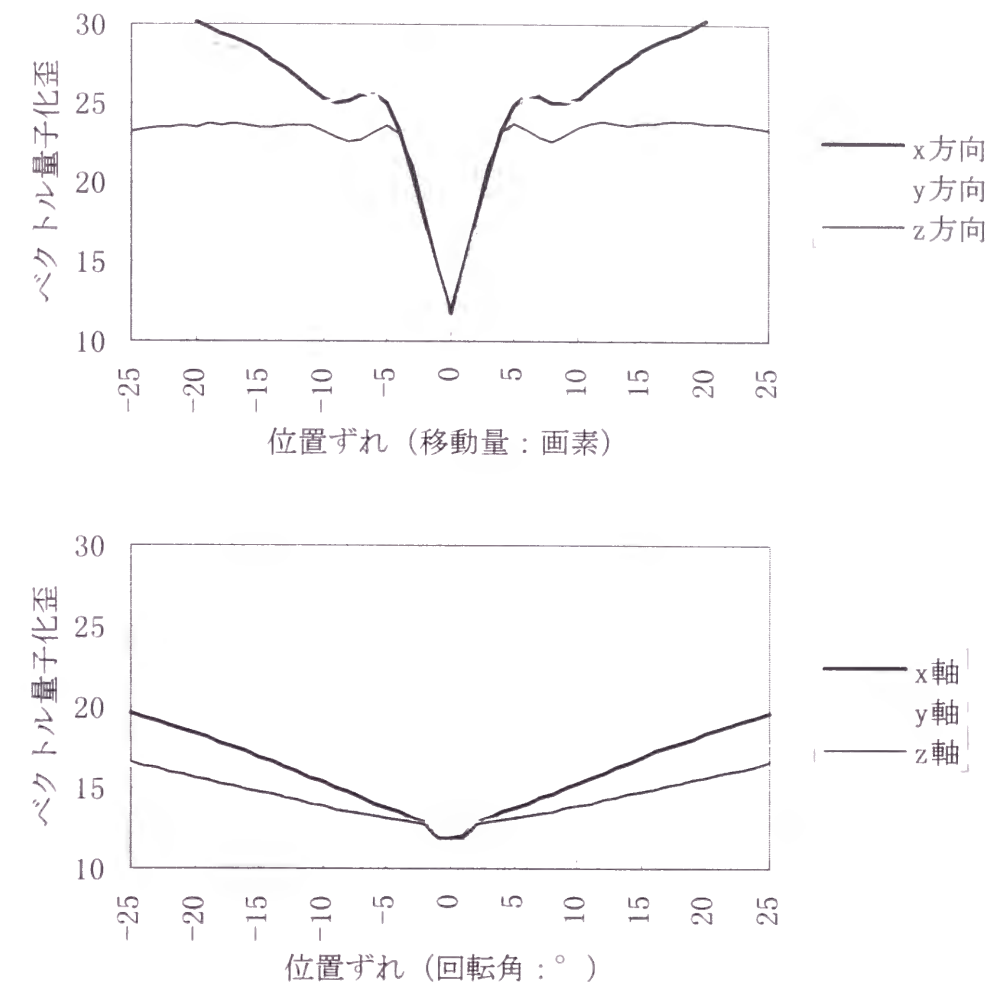


図 5-6 雑音重畳画像に関する位置合わせパラメータとベクトル量子化歪の関係

2) 位置ずれとベクトル量子化歪の関係 データセット2に関し、図5-4(c)と同じ雑音重畳条件において x, y, z 3軸に沿った移動パラメータと3軸の周囲の回転パラメータのいずれかが変動した場合の、ベクトル量子化歪の変化を図5-6に示す。ここで、2つのセントロイドの座標をそれぞれ $C_{g0}=(c_{0r}, c_{0i}), C_{g1}=(c_{1r}, c_{1i})$ とする。この時、 $c_{0r}, c_{0i}, c_{1r}, c_{1i}$ はそれぞれ、参照・入力画像の領域グループ $g0, g1$ に対応する画素値 $v_{0r}, v_{0i}, v_{1r}, v_{1i}$ の、(5-2)式に従った離散化後の値である。図5-6より明らかな通り、位置誤りが無い場合にベクトル量子化歪は最小であり、位置ずれが大きくなるにつれて歪は大きくなっている。ただし、回転パラメータの変化によるベクトル量子化歪の変動は、移動パラメータと比較して小さい。また、移動パラメータの変化に関しては局所最適位置が存在し、また位置ずれがある範囲を超えると歪が逆に減少する場合も見られる。

5.3.3 平滑化の影響

1) 特徴空間ヒストグラムの特性 データセット1を対象として、 $\sigma_N=5$ とし、種々の σ_B を用いた場合の二次元特徴空間ヒストグラムを、位置が対応した場合と位置ずれがある場合について図5-7に示す。参照・入力画像が位置合わせされている時、画像領域 $g0, g1$ がヒストグラム上の局在領域として分布する。また、平滑化により生じる両者の境界領域は、ヒストグラム上では上記局在領域を接続する線分の形で現れる。画像間で σ_B が等しい時、接続領域は直線状になる。接続領域は位置ずれが大きくなるに従って前節で述べた2つのアーチファクト領域に近づき、最終的にはこれら4領域を結ぶ。画像間で σ_B が異なる場合には、接続領域の形状は逆S字型の曲線となっている。いずれの場合も、2つの領域の中間点を中心として点対称の分布となっている。

位置ずれに対応する接続領域の形状の変化は、 σ_B が大きくなるにつれて小さくなっている。これは、平滑化のレベルが大きくなるに従って画像間の位置ずれが不明確になることに対応している。

位置が対応している場合の同様の評価を、データセット1よりも複雑な形状のデ

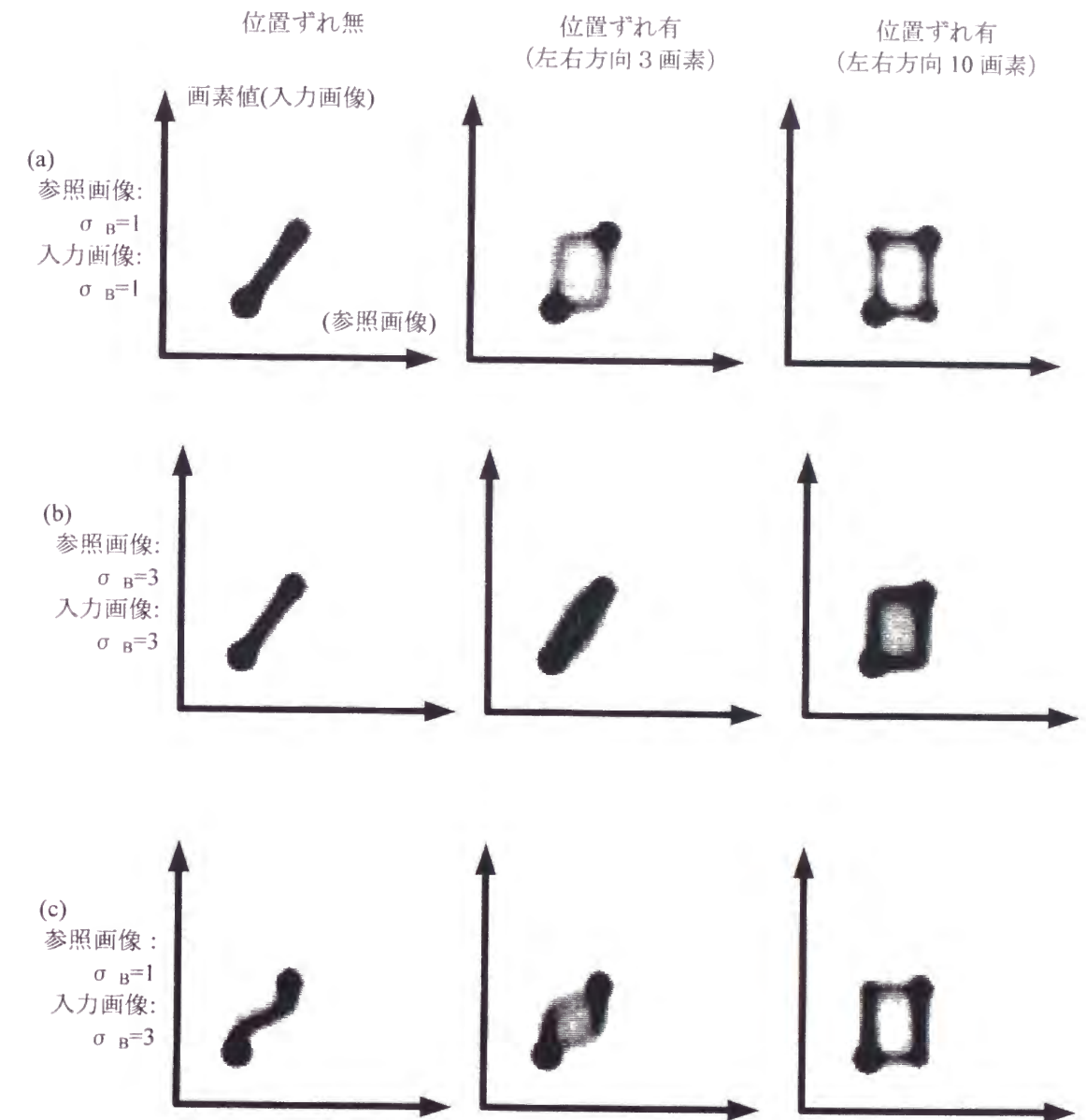


図5-7 平滑化画像に関する二次元特徴空間ヒストグラム（データセット1）

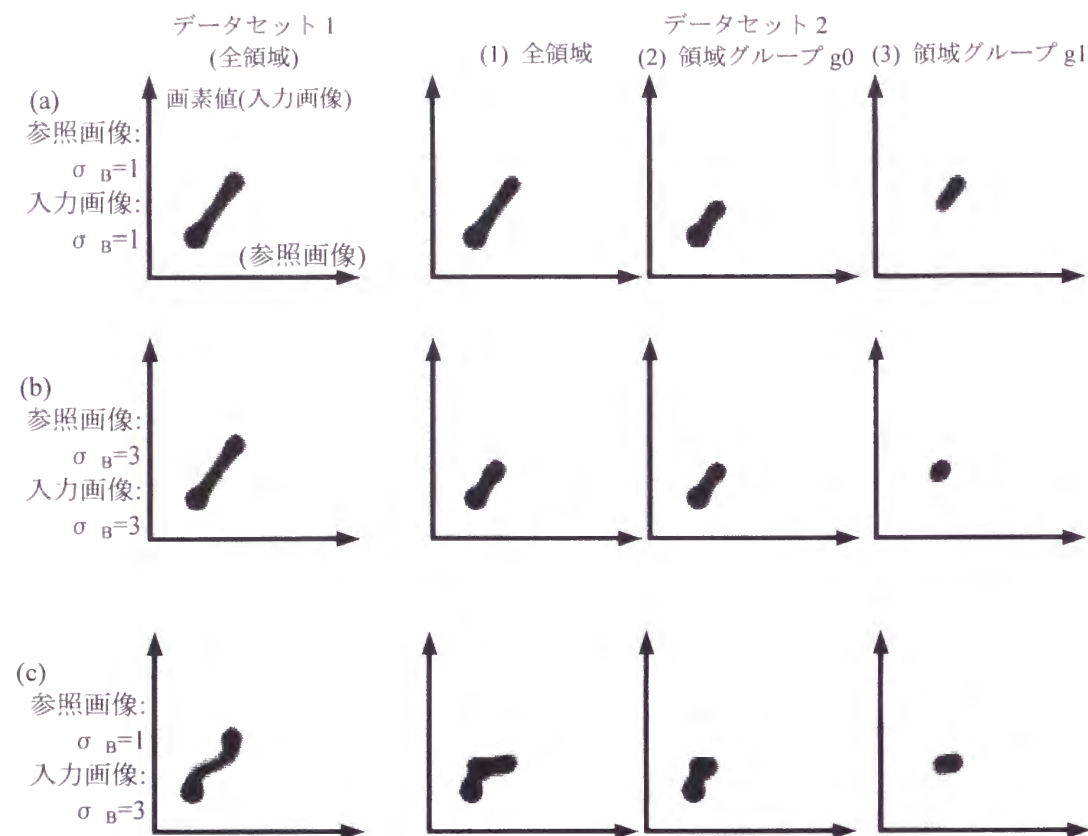


図 5-8 平滑化画像に関する二次元特徴空間ヒストグラムのデータセット間比較

ータセット 2 について行い、データセット 1 と比較した結果を図 5-8 に示す。特にデータセット 2 に関しては、画像領域グループ g_0 , g_1 のヒストグラム上で占める部分が接続領域の影響で不明確であることから、ここではデータセット 2 について全体の領域に対するヒストグラムとともに g_0 および g_1 のみに関するヒストグラムも示す。データセット 2 では データセット 1 と比べ g_1 に属する領域クラスタの面積が小さいため、 σ_B が大きくなるにつれて g_0 との平均化が進み、ヒストグラム上の g_0 領域は g_1 領域に近づくと共に占有面積が小さくなる。また、これに伴い 2 つの画像の σ_B が異なる場合に全体のヒストグラムは非対称な形状となる。

2) 位置ずれとベクトル量子化歪の関係 データセット 2 に関し、図 5-7(c) と同じ平滑化条件において、6 つの位置合わせパラメータのいずれかが変動した場合のベクトル量子化歪の変化をそれぞれ図 5-9 に示す。ここで、二次元特徴空間中の 2 つのセントロイドは、5.2.5 に述べた手続きにより参照画像および入力画像からそれぞれ 2 つずつ自動抽出された一次元セントロイド c_{0r} , c_{1r} および c_{0i} , c_{1i} を組み合わせた 2 点 $C_{g0}=(c_{0r}, c_{0i})$, $C_{g1}=(c_{1r}, c_{1i})$ を用いる。図 5-8 に示した領域の非対称性の影響が懸念されたが、平滑化画像についても雑音重畳画像に対して行った前節の評価結果と同様の結果が得られた。

5.3.4 擬似MRおよびPET画像間の位置合わせ

頭部MR画像とPET画像を模擬したデータセット 3 を用いて、方式の評価を行った。二次元特徴空間分布のベクトル量子化は、以下の手続きにより行う。まず、MR画像に相当する参照画像とPET画像に相当する入力画像からそれぞれ一次元セントロイド c_{0r} , c_{1r} , c_{2r} , c_{3r} および c_{0i} , c_{1i} を 5.2.5 に示す手続きに沿って自動的に抽出する。次に、領域 r_1 (灰白室に対応) のみが入力画像 (PET) で高い画素値を持つことから、領域 r_1 を記述するセントロイドを $C_{g1}=(c_{1r}, c_{1i})$ とし、他の領域 r_0 , r_2 , r_3 については、それぞれ $C_{g0}=(c_{0r}, c_{0i})$, $C_{g2}=(c_{2r}, c_{0i})$, $C_{g3}=(c_{3r}, c_{0i})$ とする。また、図 5-3 に示す通りデータセット 3 の入力画像 (P

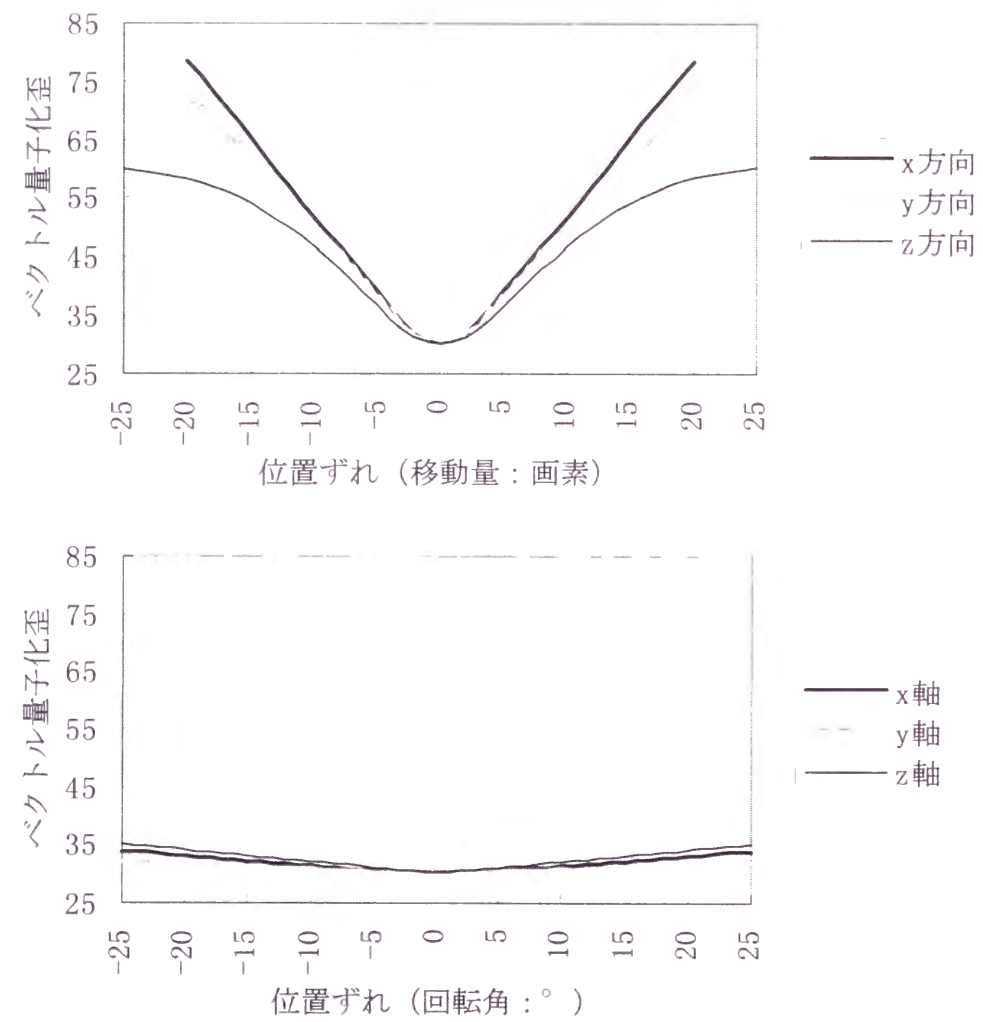


図 5-9 平滑化画像に関する位置合わせパラメータとベクトル量子化歪の関係

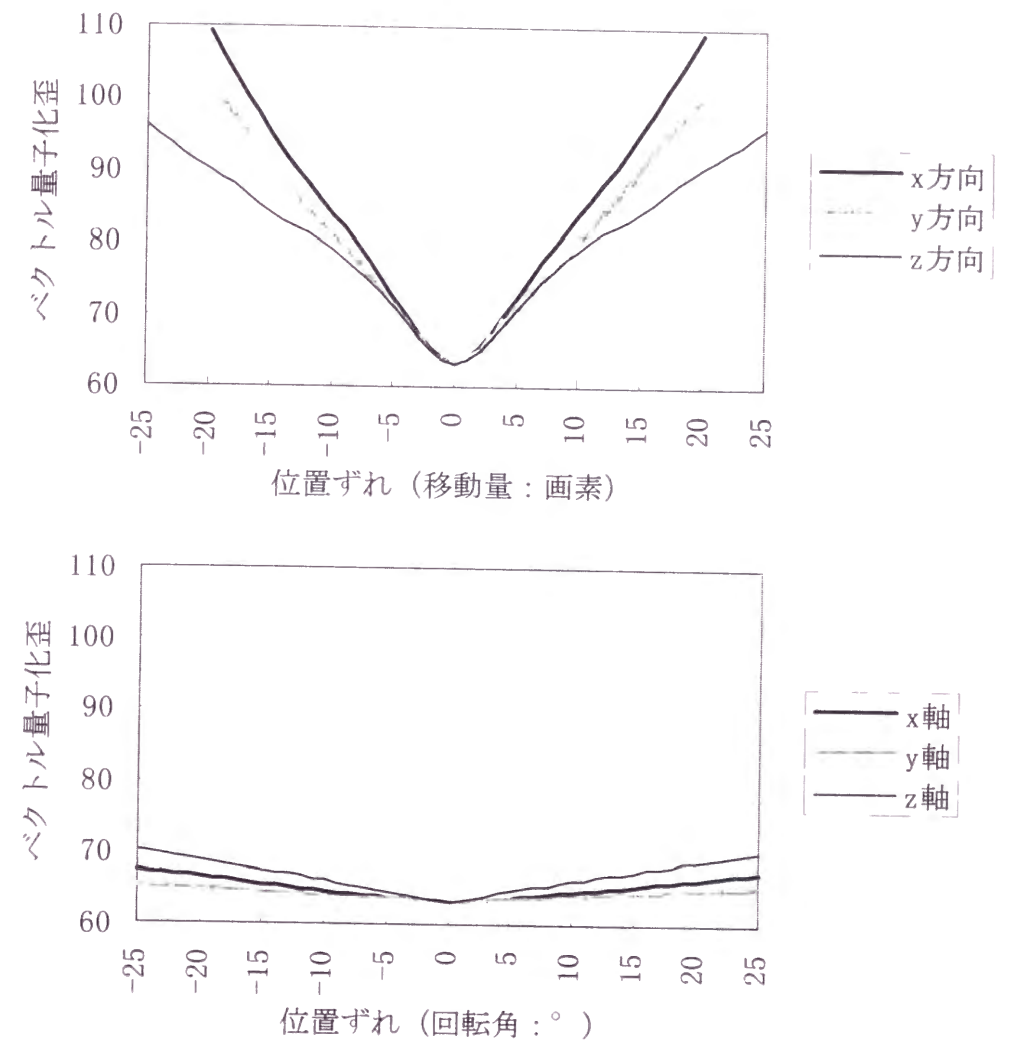


図 5-10 擬似MRおよびPET画像に関する位置合わせパラメータとベクトル量子化歪の関係

E T)では平滑化の影響から領域 r1(灰白質)と領域 r2 (白質)の画素値にほとんど差が見られないため、これを補償する目的で r1 を記述するセントロイド $C'_{g2}=(c_{2r}, c_{1i})$ も同時に用いる。

6つの位置合わせパラメータのいずれかが変動した場合のベクトル量子化歪の変化を図 5-10 に示す。データセット 1, 2 より複雑なデータセット 3 についても、これまでの結果と同様の結果が得られた。

5.3.5 実画像への応用例

5.3.4 で用いた条件を 1 組の MR 画像と PET 画像に適用し、最急降下法を改良した滑降 Simplex 法[5]による逐次最適化によりパラメータ推定した場合の位置合わせの結果を図 5-11 に示す。ここで、評価に用いた MR 画像と PET 画像は、それぞれ第 4 章および第 3 章で用いた撮影条件により同一被験者から獲得した画像を用い、線形補間により双方の画素サイズを $2 \times 2 \times 2 \text{ mm}$ 、画像サイズをこれまでの評価に用いた擬似画像と同じ $100 \times 100 \times 100$ 画素としている。

提案方式を画像間類似度評価関数として平行移動・回転に関する 6 つの位置合わせパラメータの最適値を推定し、既に有効性が示されている相互情報量を用いた場合と比較した結果を表 5-1 に示す。6 つのパラメータのいずれについても、提案手法により相互情報量を用いた場合とほぼ同じ推定値が得られた。

5.4 考察

本章における研究の目的は、マルチモダリティ画像間位置合わせに利用可能で、かつ非線形位置合わせに用いることのできる画像間類似度評価関数の開発である。5.2 に述べた通り、二次元特徴空間ヒストグラムのベクトル量子化歪を画像間類似度評価関数として用いる提案手法は、これらのいずれの条件も満たして

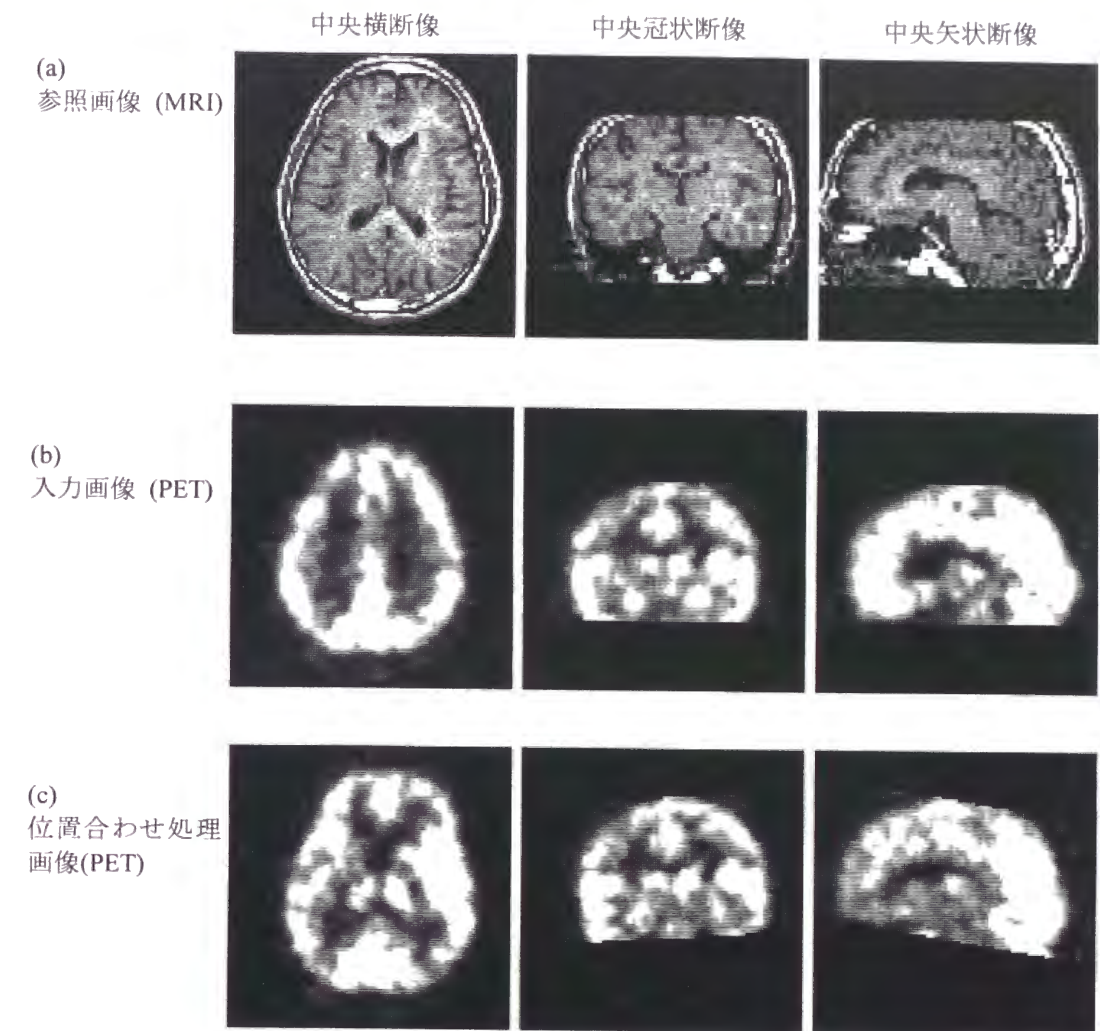


図 5-11 実MRおよびPET画像間の位置合わせ結果

表 5-1 位置合わせパラメータ抽出結果の従来法との比較

使用評価関数	移動 (画素)			回転 (°)		
	x	y	z	x	y	z
ベクトル量子化歪	4.4	-2.1	-8.0	-9.4	3.3	-1.1
相互情報量	4.5	-3.1	-7.8	-9.8	1.9	-2.4
(推定値差異)	0.1	1.0	0.2	0.4	1.4	1.3

いる。5.3 の評価実験に示される通り、処理対象画像に雑音および平滑化の歪が加えられた状況下で、二次元特徴空間ヒストグラムは画像間の対応関係に応じてそれぞれ特徴的な振る舞いを示すが、これらを考慮し適切にセントロイドを設定した場合には、ベクトル量子化歪の増減は画像の位置ずれの増減に対応したものとなっている。また、三次元MR画像とPET画像の位置合わせを行った評価実験においては、提案手法により従来の相互情報量を用いた手法と同程度の位置合わせ精度が得られている。画像間類似度評価関数として提案手法が相互情報量による手法と同等であることを示すためには更に詳細な両者の比較が必要と思われるが、上述の点からこの手法が課題を解決する画像間類似度評価関数として利用可能であることが確認された。

提案手法に関する今後の検討課題としては、二次元特徴空間ヒストグラムをベクトル量子化するための、セントロイドの個数の決定およびその抽出手続きが挙げられる。

5.5 結言

マルチモダリティ画像間自動位置合わせを実現するための画像間類似度評価関数として、二次元特徴空間分布ヒストグラムのベクトル量子化歪を提案し、同一被験者で異なるモダリティの三次元頭部画像を対象とし、頭部を単純化した画像により種々の条件によるヒストグラムの振る舞いを解析すると共に、画像間位置合わせに対する提案手法の有効性を示した。また、本方式をMR画像とPET画像に適用し、有効性が既に示されている相互情報量と同様の位置合わせ性能が得られることを示した。第6章では、ここで提案した類似度評価関数を応用した、三次元画像位置合わせシステムについて述べる。

第6章 三次元脳地図と医用頭部画像の自動非線形位置合わせシステム

6.1 緒言

本論文ではこれまでに、従来法の持つ課題を解決する非線形位置合わせ手法およびマルチモダリティ画像間類似度評価関数を提案し、その有効性を検証してきた。しかし、これらの手法が実際に利用可能であることを示すためには、手法を応用した実用システムを構築しその性能を評価する必要がある。本章では、このようなシステムの例として、三次元脳地図と医用頭部画像の位置合わせシステムについて述べる。

システムは、脳地図と入力画像との位置合わせに基づき、脳地図に記述された器官や部位を入力画像中から効率的に抽出することを目的としたもので、この点に関して6.2に述べる。6.3では処理手法を説明する。システムを実現するための課題は(1)標準的な形状の脳地図と、人体から撮影された画像との間の非線形な差異への対応(2)脳地図と頭部画像とのモダリティの差異への対応であり、これは本論文における課題に則したものである。自動非線形位置合わせ手法としては、第4章で提案した、連結部分領域の逐次的な線形変形に基づく手法を用いる。第5章では主に二次元画像間の位置合わせを対象として手法を説明しているが、本章では第4章の最後に述べた、三次元画像間位置合わせへの手法の拡張手続きを用いる。また、位置合わせの際の、マルチモダリティに対応可能な画像間類似度評価関数として、第5章で二次元特徴空間ヒストグラムのベクトル量子化歪を用いた手法を提案したが、ここではこの手法を応用した評価関数を用いる。6.4では、MR画像を対象とした評価実験より提案システムの性能を検証する。6.5では、システムの有効性について考察し、検討課題について述べる。

6.2 システムの目的

近年、認知・記憶・意思決定など、種々の脳機能の解明を目的とした研究が盛んに行われている。頭部の神経回路を構成する主な器官としては大脳・脳幹・小脳があるが、例えば大脳については、更に大脳皮質部、海馬、視床など、多数の器官から構成される。脳機能を解析する上では、これらの器官の各々が神経活動に果たす役割を明らかにする必要がある。また、大脳皮質などについては、同じ器官内でも部位により異なる役割を果たしていると言われており、脳機能解析を行う上ではこの点についても検討を要する。

MR画像やPET画像など種々の医用三次元画像の開発により人体内部の非侵襲的な計測が可能になるに従って、上述した神経活動と脳内各部の働きとの関係に関する研究は急速に進展している。PET画像などの機能画像を用いた場合には、血流の変化などによる脳内の局所的な活性化を知ることができ、神経活動と活性部位の対応関係を求めることが可能となる。また、MR画像などの形態画像を用いた場合、脳内に損傷を持つ患者が示す特異な神経活動と、損傷部位との関係を明らかにすることができる。

これら種々の頭部三次元画像を用いて脳機能解析を行う場合、画像中の注目する個所が脳内のどの器官あるいはどの部位に対応するかを知る必要がある。この場合、脳各部の分類と相互の配置を記述する脳地図の構築や、入力画像中からの関心領域の抽出と脳地図との対応付けなどが不可欠であり、画像の獲得手続きや結果の有効な視覚化などを含めた網羅的な検討も行われている[32]。本章で提案する自動位置合わせシステムの目的は、脳地図と入力画像との位置合わせに基づき、脳地図に記述された器官や部位を入力画像中から効率的に抽出することである。

三次元画像中から関心のある器官や部位を抽出する手法として、一般には（１）抽出の対象となる画像領域が取り得る画素値の範囲を求め、画像中からこの範囲内の値をとる画素のみを取り出す方法（２）二次元断層像などから作業者

が用手的に指定する方法などが用いられる[33]。（１）は関心領域内の画素値が類似している場合に有効であるが、雑音および同様の画素値を持つ他の領域からの影響が避けられない。（２）については操作インタフェースとして現在数多くのソフトウェアが開発されているが、作業者の負担は大きく、また三次元的に複雑な構造を持つ領域の用手的な抽出は困難である。

領域抽出の自動化については、動的輪郭モデルを用いた手法が盛んに研究されており[34]、医学応用に関する研究も多い。これは一般に、関心領域を囲む輪郭モデル（三次元画像の場合は球面など[35]）を収縮させ、適当なエネルギー関数を用いて輪郭を領域の境界付近に収束させるものである。しかし、抽出の対象となる関心領域は、閉曲面により構成された初期輪郭に予め囲まれている必要がある。また、関心領域の近傍に類似した特徴を持つ領域があり、この領域と関心領域が共に初期輪郭内に囲まれている場合、動的輪郭モデルを用いた手法により所用の領域だけを抽出することは困難である。

本章では上記の問題を解決する、三次元的に構成された脳地図を基にした参照画像と入力頭部画像との自動非線形位置合わせによる領域抽出手法について述べる。

6.3 三次元脳地図と頭部画像間の位置合わせ

6.3.1 処理の概要

三次元脳地図と頭部画像の自動位置合わせ処理は、以下の手続きにより実現される。

- (1) 脳内各器官の配置を記述した脳地図を画素値変換することにより、参照画像を生成する。
- (2) 入力三次元画像を線形変形することにより、参照画像との概略的な位置合わせを行う。
- (3) 概略位置合わせの結果に基づいて、画像間の詳細な非線形位置合わせを行う。
- (4) 参照画像をもとの脳地図と置き換えることにより、脳地図と入力画像の対応関係を抽出する。

図 6-1 に処理の流れを示す。ここで、脳地図は画像の各画素を頭部器官のいずれか、あるいはそれ以外（脳脊髄液領域、空気領域など）に分類した三次元画像として予め構築されたものを用いる。また、参照画像は脳地図の各部を組織構成に応じて灰白質・白質などに分類し、各々の分類に対して付与された番号を画素値として生成されるものとする。参照画像は脳地図の画素値を入れ替えたものであるので、入力画像と参照画像の対応関係が得られた後に、参照画像を元の脳地図と置き換えることにより入力画像と脳地図の対応関係を求めることができる。

三次元画像間の線形位置合わせは、3 方向の平行移動と 3 軸に関する回転、および 3 方向の伸縮の計 9 パラメータを既存の手法を用いて推定することにより実現する。非線形位置合わせは、第 5 章で提案した手法を応用して画像間類似度評価関数として用い、第 4 章で提案した位置合わせ手法を用いて実現する。非線形位置合わせの詳細な手続きについては後述する。

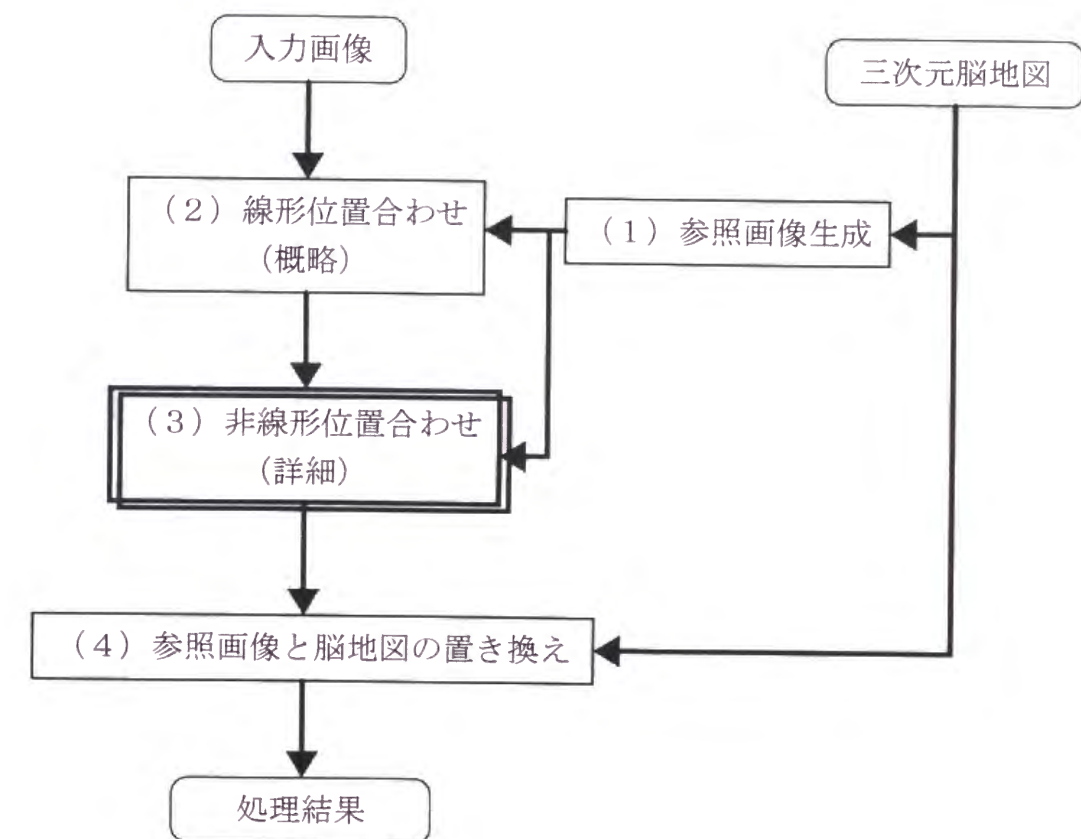


図 6-1 入力画像と三次元脳地図との位置合わせ処理

6.3.2 画像間の非線形位置合わせ

画像間の非線形位置合わせは、第 4 章で提案した、連結部分領域の逐次的な線形変形に基づく手法を用いる。三次元画像への適用手続きは 4.4.2 に示した通りであり、領域分割と操作のアルゴリズムを簡単化するために、入力画像の分割により得られる部分領域の形状は図 4-9(b)に示す通り直方体とする。

6.3.3 画像間類似度評価関数

画像間位置合わせの対象となる参照画像は脳地図から生成したものであり、入力画像と異なる画像種である。ここでは、非線形位置合わせの際の画像間類似度評価関数として、第 5 章で提案した、二次元特徴空間ヒストグラムのベクトル量子化歪を用いる手法を応用した評価関数を用いる。

脳地図から求めた参照画像は灰白質・白質などの組織構成に応じて領域が分割されているので、入力画像の画素値は位置合わせの結果、参照画像の各領域内で類似の値をとると考えられる。そこで、まず線形位置合わせにより得られた参照画像と入力画像の対応関係を用い、参照画像の各領域について、入力画素値の代表値を求める。次に、代表値と入力画像の各画素値との差異（歪）を算出し、すべての画素について得られた歪の総和を非線形位置合わせの際の評価関数とする。

第 5 章で提案した評価関数は二次元のベクトル量子化歪を用いたのに対し、ここでは入力画像の画素値のみを歪の計算に用いている。これは、参照画像の画素値が脳内組織に応じて分割された領域を示す番号に相当し、値の大きさや順序が意味を持たないことから、これを歪の計算に用いることが不適当となるためである。

参照画像の領域 r に対応する入力画素値の代表値を C_r とし、入力画像の画素 i が画素値 V_i を持ち参照画像の領域 r と対応付けられた時の歪を

$$D(i,r) = |V_i - C_r| \quad (6-1)$$

と置く。画像全体の歪は入力画像の各画素に関する上記の歪の総和とする。第 4 章で述べた通り、画像間の非線形な位置合わせを効率良く行うためには、画像の全体的な類似度が(4-1)式に示すような局所的な類似度の線形和で記述されることが必要であるが、提案手法はこの条件を満たしており、効率的な非線形位置合わせが実現可能である。

線形位置合わせの結果、参照画像と入力画像の概略的な対応関係は得られるので、参照画像により指定される各領域の内部で対応する入力画素値が類似した値をとる傾向は、線形位置合わせが終了した段階である程度は得られていると考えられる。そこで、線形位置合わせ終了時点で参照画像の各領域 r について対応する入力画像の画素値ヒストグラムを生成し、平滑化の後ヒストグラムの度数が最大となる画素値を入力画素値の代表値 C_r とする。

なお、線形位置合わせにおける類似度評価関数としては、第 2 章に説明した相互情報量を用いる。相互情報量は二次元特徴空間ヒストグラムの局在性を記述する評価関数であり、異種画像間の類似度評価関数として有効である。相互情報量は(2-6), (2-7) および (2-8) 式により算出される。説明のため、これらの式を以下に再度示す。

$$H(P) = \sum_i (-P(i) \log P(i)), \quad H(Q) = \sum_i (-Q(i) \log Q(i)) \quad (6-2)$$

$$H(P,Q) = \sum_i \sum_j (-R(i,j) \log R(i,j)) \quad (6-3)$$

$$I(P;Q) = H(P) + H(Q) - H(P,Q) \quad (6-4)$$

(6-2), (6-3), (6-4)式はそれぞれ(2-6), (2-7), (2-8)式に対応する。ここで、全画素数で正規化された 2 つの画像の画素値ヒストグラムをそれぞれ $P(i)$, $Q(i)$ とし、二次元ヒストグラムを $R(i,j)$ としている。相互情報量は $I(P;Q)$ である。

先述の通り、参照画像の画素値は脳地図の各領域に付与した番号に対応しており値の大きさや順序関係は意味を持たない。一方、上記の式から明らかな通り、相互情報量は画素値ヒストグラムの各成分について得られた値 $(-P(i)\log(P(i)))$, $(-Q(i)\log(Q(i)))$ および $(-R(i,j)\log(R(i,j)))$ の総和により算出されており、算出の過程で画素値の大きさや順序関係は結果に反映されない。従って、ここで利用する参照画像に関する画像間類似度評価関数として、相互情報量は有効と言える。

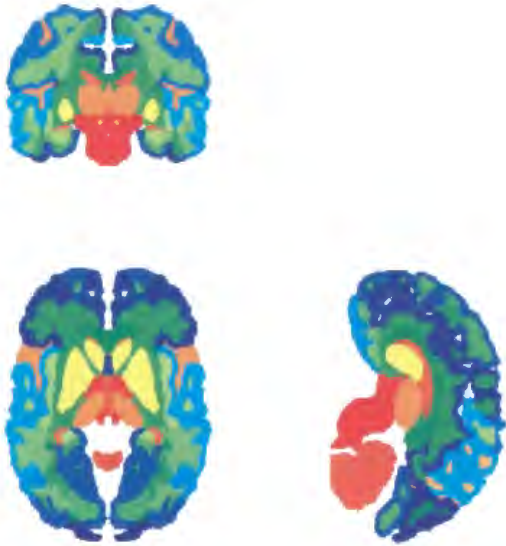
6.4 評価実験

6.4.1 実験条件

手法の有効性を検証するため、MR 画像を入力画像として評価実験を行う。画像は被験者 2 名に関し第 4 章と同じ撮影条件により求めたものであり、3 方向について線形補間により求めた画素サイズ $1\times 1\times 1\text{mm}$ 、画像サイズ $256\times 256\times 114$ 画素（被験者 A）および $256\times 256\times 108$ 画素（被験者 B）の三次元データである。各画素値は 1 バイト長である。位置合わせのための評価には、これらの中央 $200\times 200\times 80$ 画素を用いている。

脳地図は Talairach/Tournoux の断層像アトラス[36]を参考に断層像単位で用手的に作成した大腦に関する脳地図を組み合わせて構築しており、脳回（大腦皮質上の凸状部位）、脳梁（大腦皮質上の溝状部位）および脳室（大腦内部の脳脊髄液領域）を含む主な器官を記述している。データは画素サイズ $1\times 1\times 1\text{mm}$ 、画像サイズ $256\times 256\times 144$ 画素の三次元データである。使用した三次元脳地図の、3 方向に関する断層像を図 6-2(a)に示す。図において、脳内の各器官は異なる色で示されている。また、脳地図から生成された参照画像を図 6-2(b)に示す。図に示す通り、参照画像は脳地図の各画素を灰白質（GM）白質（WM）および

(a) 三次元脳地図



(b) 参照三次元画像



■ 灰白質 ■ 白質 □ その他

図 6-2 三次元脳地図および参照三次元画像

脳室を含む脳以外の組織を示す「その他」(others)の3種類に分類し、それぞれの画素値を0, 1, 2とすることにより求める。

線形位置合わせは、3方向に関する平行移動、回転および線形伸縮の計9パラメータを、最急降下法を改良した Powell 法[6]により逐次的に最適化する。この際、現実的な画像変形の範囲はある程度予想されるので、この点を考慮し3方向の移動量 T 、回転角 θ 、伸縮率 R をそれぞれ $-20 \leq T \leq 20(\text{mm})$, $-20 \leq \theta \leq 20(^{\circ})$, $80 \leq R \leq 120(\%)$ に制限する。相互情報量の計算は三次元画像の全画素から二次元ヒストグラムを求めこれを基に算出するが、ここでは処理の高速化のため、 $(0,0,0)$, $(0,0,2)$, ..., $(0,2,0)$, $(0,2,2)$, ..., $(2,0,0)$, $(2,0,2)$, ... のように3方向について各々1画素おきに取り出した画素を用いて計算を行う。

第4章に述べた、連結部分領域の逐次的な線形変形による非線形位置合わせは、先述した入力画像中の評価対象領域を、 $16 \times 16 \times 6$ 個の直方体形状の部分領域に分割して行う。処理の高速化のため、逐次処理の各時点における部分領域の頂点位置探索は、3方向について各々1画素おきに行う。また、(6-1)式に示す入力画素値の歪計算についても同様に、3方向について各々1画素おきに行う。歪の計算の際、参照画像の「その他」の領域はどのような画素値の入力画素に対しても歪は生じないものとし、

$$D(i, r_{\text{others}}) = 0 \quad (6-5)$$

とする。従って、この領域に関する入力画素値の代表値は求めない。

実験は、GATEWAY2000 社製 G6-200 (CPU=PentiumPro 200MHz, メモリ=128MB) を用い、Windows95 上で行った。

6.4.2 線形位置合わせに基づく領域代表値の抽出

相互情報量を用いた線形位置合わせ処理実施前後での、3種類の領域に対応する入力画素値ヒストグラムの変化を図6-3に示す。線形位置合わせの結果、灰白

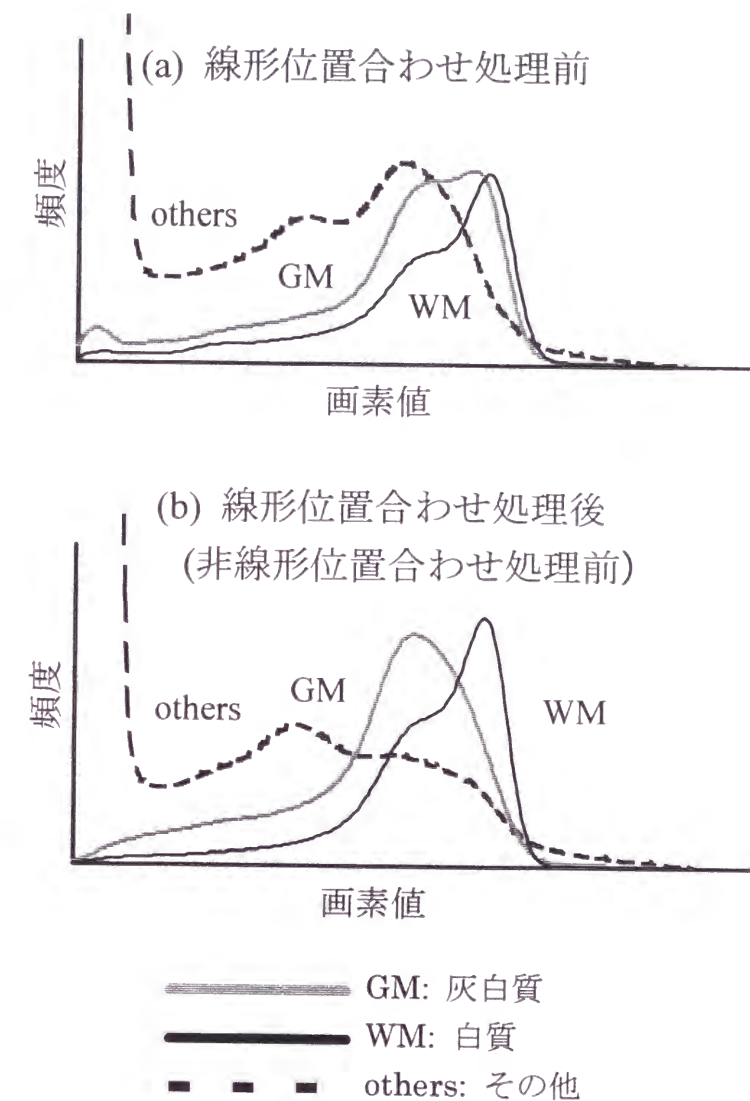


図 6-3 線形位置合わせによる画素値ヒストグラムの変化

質領域および白質領域に関しヒストグラムの頂点が明確化されている。

6.4.3 非線形位置合わせ処理結果

2 被験者に関する、非線形位置合わせを含む位置合わせ処理の結果を、横断面および矢状断面（左右方向軸に直交する断面）について図 6-4 に示す。ここで、参照画像の変形処理結果は、領域境界を抽出し入力画像上に重ねて表示している。図に示す通り、被験者の差異に伴う頭部形状の変動に対応して位置合わせが行われている。

次に、図 6-4 中で特に非線形位置合わせの効果が明確に現れている部分について、非線形位置合わせ処理前と比較し図 6-5 に示す。(a)は線形位置合わせ後の結果を示しており、ある程度の位置合わせは実現されているが、(b)の通り非線形位置合わせによりさらに詳細な位置合わせが行われていることが示されている。

非線形位置合わせに要した処理時間は約 15-20 分であった。

6.4.4 位置合わせに基づく関心領域のセグメンテーション

三次元脳地図は脳内器官を記述しているので、入力画像との対応関係が求めれば入力画像中の関心領域を抽出することが可能となる。6.4.3 に示す位置合わせ結果を用いて 2 被験者に関して脳内の主な器官を抽出した結果を、脳底部方向からの視点についてボリュームレンダリング表示したものを図 6-6 に示す。提案手法による自動非線形位置合わせにより、複雑な形状の脳内器官の抽出が各被験者に応じて行われている。

6.5 考察

本章では、これまでに提案した手法が実際に利用可能であることを示すために、手法を応用した三次元脳地図と医用頭部画像の位置合わせシステムを構築し、評

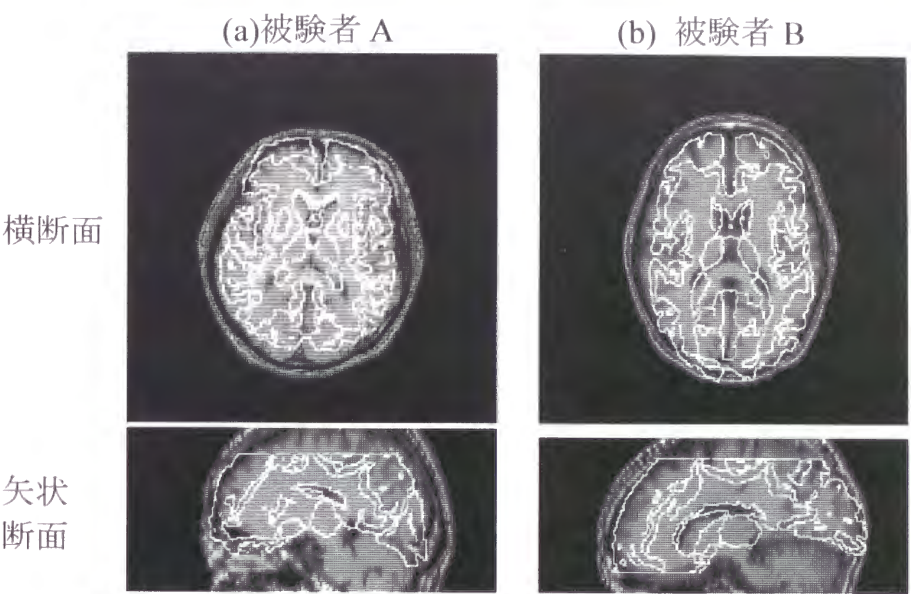


図 6-4 2 被験者に関する位置合わせ結果

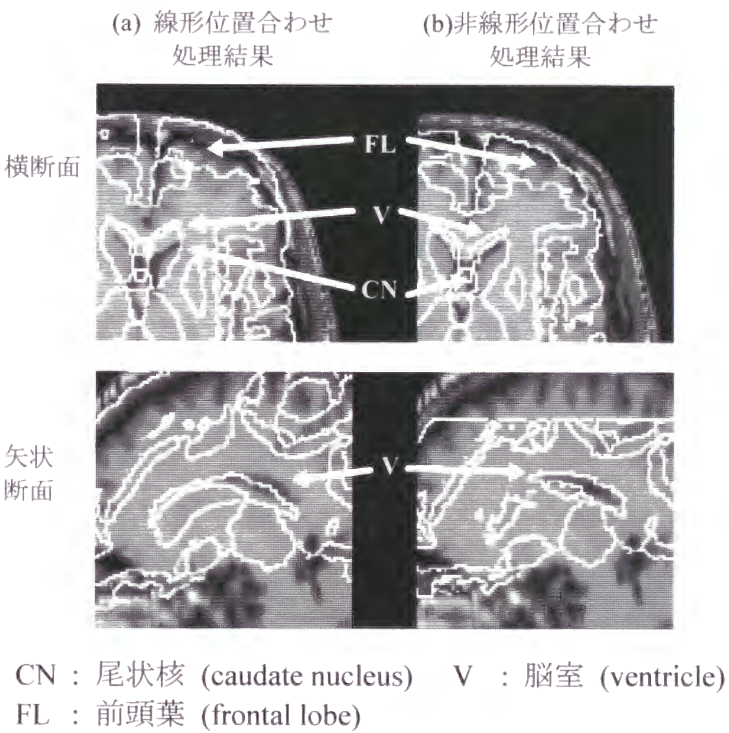
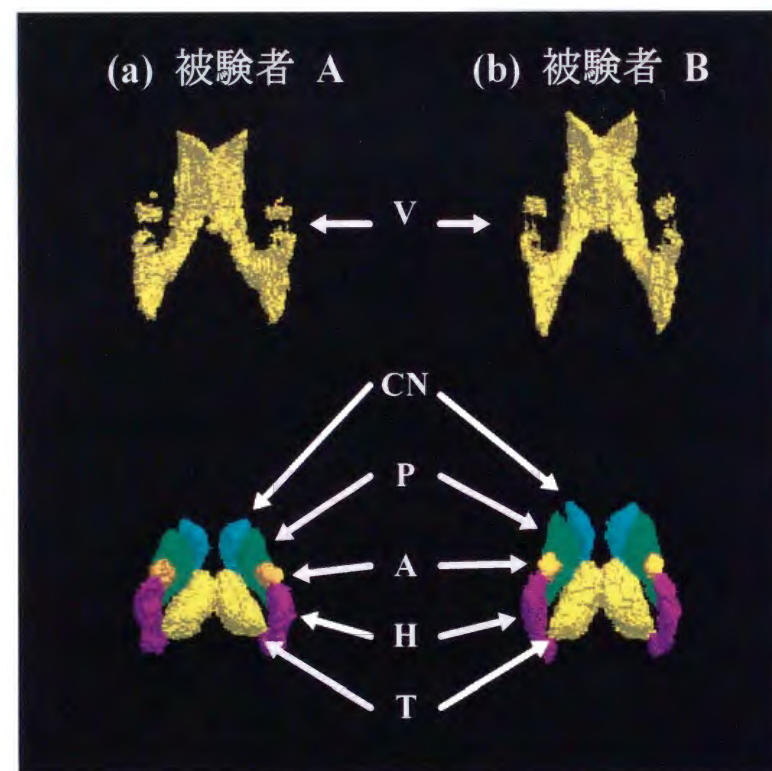


図 6-5 非線形位置合わせ処理による位置合わせ精度の向上



A : 扁桃体 (amygdaloid body) P : 被核 (putamen)
 CN : 尾状核 (caudate nucleus) T : 視床 (thalamus)
 H : 海馬 (hippocampus) V : 脳室 (ventricle)

図 6-6 三次元脳領域の領域分割結果

価実験によりシステムの利用可能性を検証した。6.4 に示される通り、本システムにより三次元脳地図と医用頭部画像の自動位置合わせが実現されており、また 6.4.3 に示される通り、現実的な処理時間で位置合わせが完了していることから、本システムが三次元画像間の自動位置合わせシステムとして利用可能であると考えられる。

位置合わせ手法に関する検討課題については既に他の章で述べられているので、提案されたシステムに関する検討課題として、ここでは三次元脳地図の構築について述べる。脳地図は位置合わせのための参照画像生成に用いており、その記述内容は位置合わせ結果に直接反映する。今回用いた脳地図は脳のみを記述し周辺の組織は考慮しておらず、また脳内部についても一部の組織は記述を割愛している。さらに、脳梁・脳回などについて、各々の形状は大まかに記述されている。これらの点に配慮した脳地図を用いることによる位置合わせ精度の向上が期待できるが、脳地図である限り何らかの簡略化は避けられず、この点を考慮した位置合わせ手法を検討する必要がある。

今回、断層像上での地図作成とその組み合わせにより三次元的な脳地図を構築した。断層像を組み合わせることで三次元画像を構築する場合、血管など管状の領域や三次元的に複雑な形状の領域を記述することが困難になる。図 6-6 に示した器官抽出の例において脳室の一部に断裂が見られるが、これは三次元脳地図構築の際に生じている。この点を考慮した地図構築手法として、VR (Virtual Reality) 技術を用いた対象の視覚化と操作それぞれの三次元化に基づく方法[2]も検討されており、精緻な脳地図を作成するためにはこのような手法もとり入れるべきであろう。

近年、大量に収集された断層像や冷凍切片などから全身の精緻な記述モデルを計算機の仮想空間中に構築する試みが為されており[37]、その成果として精密な脳地図の構築とその利用が期待される。

6.6 結言

本論文においてこれまでに提案した、従来法の持つ課題を解決する非線形位置合わせ手法およびマルチモダリティ画像間類似度評価関数について、手法が実際に利用可能であることを検証するために実用システムを構築し性能評価を行った。本章で検討したシステムは、医用三次元画像からの効率的な関心領域抽出を目的とした、頭部画像を対象とする脳地図との自動非線形位置合わせシステムである。ここで、位置合わせの主な技術課題である自動非線形位置合わせは、第4章で提案した手法を用い、この際の画像間類似度評価関数として、第5章で提案した手法に基づく評価関数を用いている。MR画像を対象とした評価実験より、本システムが三次元画像間の自動位置合わせシステムとして利用可能であることを示した。

第7章 結論

人体の内部状態の非侵襲的な把握を目的とした、断層像に基づく医用三次元画像には種々のモダリティがあり、これらを統合し単一画像では得られない情報を読み取るためには、画像相互の解剖学的な位置関係を対応付ける必要がある。比較の対象となる画像が異なる被験者から得られた場合、器官の形状には非線形な違いがあり、画像間の位置合わせを行う際にはこの点について考慮する必要がある。三次元画像を対象とした場合、このような画像間の位置合わせを手法的に行う事は困難であり、この問題は特に異なるモダリティの場合に顕著である。

本論文では、マルチモダリティ医用三次元画像を対象として、画像間の非線形位置合わせを自動的に行う手法の開発を目的とした。この目的を実現するために、

(1) 非線形変動を考慮した画像間の位置合わせ手法と(2) マルチモダリティに対応可能な画像間の類似度評価関数を提案し、従来法の問題点を解決した。以下に、本論文の内容を各章毎に総括し、最後に今後の課題について述べる。

第1章と第2章では、本論文の研究の背景について概説した。第1章においては、研究の動機や背景について概説した。第2章においては、画像位置合わせ手法と画像間類似度評価関数の各々について、本研究に関連する従来の研究とその問題点を概説し、手法を検討する際の性能評価法について述べた。

第3章では、一次元投影像を用いた三次元画像間の高速位置合わせ手法を提案した。これは後段の詳細な位置合わせ処理を効率化するための前処理を目標としている。提案手法は三次元画像を直交3軸に投影し、参照画像と入力画像のそれぞれについて求めた一次元の投影像間で位置合わせを行った後、その結果を基に入力三次元画像を変形させ参照画像との対応関係を抽出するものである。一次元投影像間の位置合わせは線形だけでなく非線形なものも可能であり、三次元画像間で直接位置合わせを行った場合と比べ計算量の大幅な削減が図れる。一次元投影像を用いた位置合わせの問題点としては、画像の回転やデータの欠落など、投影軸と異なる方向の画像の変動には対応できないことが挙げられ、これらの問

題に対する対処法が必要となる。そこで、まず入力画像の回転に対処するために、参照画像を種々の方向に回転させて参照用投影像を多数求め、入力投影像との類似度が最大となる参照画像の回転方向を基に入力画像の回転方向を求めた。また、三次元画像撮影の際の範囲制限により生じるデータ欠落を考慮し、参照画像中の多数の限定領域について一次元投影像を抽出し、入力画像から抽出した投影像との類似度が最大となる領域を選択することで対処した。評価実験では三次元の参照用2値化PET画像と、これを変形させて求めた入力画像を用い、変形パラメータを推定する形で手法の有効性を示した。

第4章では、二次元画像を対象として、連結部分領域の逐次的な更新に基づく画像間の非線形位置合わせ手法を提案した。処理は、部分領域の頂点の逐次的な更新と、頂点が属する複数の部分領域の変形により実現される。本手法は部分領域の組み合わせにより非線形変形前後の画像の各画素をすべて記述する事ができるので、位置合わせの評価関数として画像全体を対象とした画像間の類似度を用いる事が可能となる。また、各頂点の探索範囲を適当に設定する事で頂点相互の空間的な順序関係を保った部分領域の更新が実現でき、逐次的な頂点の更新により自由度の高い位置合わせが可能となる。3名の被験者から求めた二次元MR画像を用いた評価実験より方式の有効性を検討し、本手法が非線形画像位置合わせ手法として有効である事を示した。また、本手法の三次元画像位置合わせへの拡張法も示した。

第5章では、多次元特徴空間ヒストグラムのベクトル量子化歪を類似度評価関数として用いる手法を提案した。手法は、2つの画像の画素値の対応関係を記述する二次元特徴空間分布のヒストグラムをベクトル量子化するものであり、位置合わせはベクトル量子化歪を評価尺度としてこれを最小化するよう参照画像のパラメータを最適化する事により実現する。ここではまず、頭部構造を単純化した画像を用い、特徴空間ヒストグラムの特性について検討した。つぎに、ベクトル量子化に用いるセントロイドの抽出法について検討し、先に延べた特徴空間ヒストグラムの特性に従って適切に抽出されたセントロイドを用いた場合に、提案

方式が位置合わせのための画像間類似度評価関数として有効であることを示した。最後に、本方式をMR画像とPET画像に適用した例を示し、手法の有効性を示した。

第6章では、提案手法を応用した実用システムの例として、三次元脳地図と医用頭部画像の位置合わせシステムについて説明した。システムは、入力画像からの効率的な関心領域抽出を目的としている。処理は、脳地図の各領域に適切な画素値を付与して作成した参照画像と入力画像との位置合わせにより行い、線形に位置合わせを行った後、5章で提案した手法を画像間類似度評価関数として用い、4章で提案した手法により非線形位置合わせを行った。MR画像を対象とした評価実験より、本手法を用いて異なった被験者の画像に対応した脳地図の位置合わせが実現でき、複雑な三次元形状を持つ脳領域の自動抽出が可能となる事が示された。

提案手法は画像の撮影対象やモダリティにほとんど依存しない。画像間の非線形位置合わせは、異なる被験者から収集した画像の比較だけでなく異なる時相について撮影された心臓の画像比較などについても必要な技術であり、これら広い適用範囲にわたり提案手法は利用可能である。

以下に、提案手法およびシステムに関する今後の課題について述べる。第3章に提案した一次元投影像を用いた位置合わせ手法は高速処理手法として有効であるが、さらに高速化を図ることが可能であり、この点について検討を要する。また、画像の回転やデータ欠落に対応するためには多数の参照用投影像を用意する必要があるが、投影像の増加に伴い所要計算量と所要記憶量が増加するので、これらの画像変動の範囲を検討する必要がある。さらに、提案手法によって扱えるのは入力画像が参照画像と同一モダリティの場合のみであるので、マルチモダリティへの対応についても検討を要する。

第4章で提案した、連結部分領域の頂点移動に基づく非線形位置合わせ手法については、頂点位置探索範囲の設定手続きについて検討を要する。また、頂点数についても検討が必要である。さらに、関心領域の位置合わせに影響を与える、

背景領域での頂点の移動についても検討を要する。第 5 章で提案した、二次元特徴空間ヒストグラムのベクトル量子化歪を用いた画像間類似度評価関数については、セントロイドの抽出法についてさらに検討を加える必要がある。第 6 章で提案した三次元脳地図と医用頭部画像の自動非線形位置合わせシステムについては、三次元脳地図の精度が位置合わせ処理の結果に直接影響を与えるため、位置合わせ手法と共にこの点についても検討を要する。

第 2 章に述べた通り、医用画像間の自動位置合わせ手法の検討に際して最も問題となるのは、多くの場合位置合わせに関する正解が不明となる点である。特に比較する画像が異なる被験者を対象としている場合には、正解を定義する事自体がしばしば困難となる。このような問題の生じない手法として、参照画像を変形させて擬似的な入力画像を生成し、これらを位置合わせ手法の評価に用いることが広く行われており、本論文でもこの手法を導入している。しかし、擬似的に生成された画像が実際に撮影された画像を完全に模擬する事はできないので、位置合わせ手法の性能評価法についても検討の余地がある。

最後に、医用画像位置合わせシステム構築に関する検討課題について簡単に述べる。第 6 章にシステムの例を示したように、自動位置合わせ技術は医用三次元画像の利用に際して広い応用範囲にわたり大きく貢献するものと考えられる。今回提案した手法は種々の目的に利用可能であるが、実際のシステム構築に当たっては、システムの目的に即した詳細な検討が必要となる。先述した手法性能評価についても、システムを構築する上で要求される位置合わせ精度や処理速度等を明確にする事が必要と思われる。

臨床診断や手術支援等の目的で医用画像間の位置合わせを自動的に行う場合、位置合わせ誤りへの対策は特に重要である。この点を考慮すると、実際のシステムを構築する際、画像間の位置合わせを自動処理のみにより行う事は問題であり、用手的画像操作と自動位置合わせの連携についても検討を要する。

謝辞

本研究をまとめるにあたり、有益な御助言をいただきました京都大学工学研究科応用システム科学教室教授の英保茂先生にお礼申し上げます。本研究を行う機会を与えて頂きました、京都大学医学部附属病院医療情報部教授の高橋隆先生にお礼申し上げます。また、御指導頂きました国立循環器病センター研究所放射線医学部部長の宇山親雄先生にお礼申し上げます。

加えて、以下の方々にもお礼申し上げます。京都大学医学部の米倉義晴先生(現福井医科大学教授)には、評価用画像の提供にご協力頂きました。また、湊小太郎先生(現奈良先端科学技術大学院大学教授)、小森優先生、松田哲也先生をはじめとする京都大学医学部附属病院医療情報部の皆様、杉本直三先生(現京都大学助教授)をはじめとする国立循環器病センター研究所放射線医学部の皆様には、本研究に関する討論など様々な面でご協力頂きました。有り難うございました。

参考文献

- [1] 鳥脇純一郎：“3次元画像と仮想化された人体に基づく診断・治療支援”
JAMIT Vol.15 No.4, TL-1, pp.317-327 (1997)
- [2] Sella L, Nowinski WL, Poston T et al：“The Brain Bench: virtual tools for stereotactic frame neurosurgery”. Medical Image Analysis 1(4)：pp. 317-329 (1997)
- [3] van den Elsen PA, Pol ED, Viergever MA：“Medical image matcing - a review with classification”, IEEE Eng. Med. Bio., pp.26-39 (1993)
- [4] Press WH, Teukolsky SA, Vetterling WT, Flannery BP：“Numerical recipes in C”, 技術出版社, pp. 307-310 (1994)
- [5] Press WH, Teukolsky SA, Vetterling WT, Flannery BP：“Numerical recipes in C”, 技術出版社, pp. 295-299 (1994)
- [6] Press WH, Teukolsky SA, Vetterling WT, Flannery BP：“Numerical recipes in C”, 技術出版社, pp. 299-306 (1994)
- [7] 森健一：“パターン認識”，電子情報通信学会, pp.117-119 (1988)
- [8] 迫江博昭, 内田誠一：“単調連続2次元ワープ法の検討”，電子情報通信学会技術報告 PRMU96-81, pp.7-14 (1996)
- [9] 味村晃生, 橋本昌寛, 木下宏揚, 酒井喜則：“オプティカルフローの基本定理について”，電子情報通信学会春季大会論文集, D-442 (1994)
- [10] 金谷健一：“画像理解”，森北出版, pp.115-142 (1990)
- [11] 桑谷浩, 佐瀬幹哉, 小杉幸夫, 他：“移動ベクトル間の競合と協調による医用画像の滑らかな変形”，電子情報通信学会論文誌 D-II (2), pp.296-303 (1993)
- [12] Collins DL, Peters TM, Evans AC：“An Automated 3D non-linear image deformation procedure for Determination of Gross Morphometric Variability in Human Brain”, Proc. Visualization in Biomedical Computing, pp.180-199 (1994)
- [13] Gee JC, Alsop DC, Aguirre GK：“Effect of Spatial Normalization on Analysis of Functional Data”, Proc. SPIE Medical Imaging, pp.550-560 (1997)

- [14] 池田光二, 吉田昌司, 中島啓介, 桂晃洋, 依田晴夫：“テンプレートマッチング高速化のための正規化相互相関演算打ち切り法”，電子情報通信学会総合大会論文集, pp.439-440 (1997)
- [15] Wang MY, Maurer Jr., CR, Fitzpatrick JM, “An automatic technique for finding and localizing externally attached markers in CT and MR volume images of the head”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 43, No.6, pp.627-637 (1996)
- [16] Turkington TG, Hoffman JM, Jaszczak RJ, MacFall JR, Harris CC, Kilts CD, Pelizzari CA, Coleman RE, “Accuracy of Surface Fit Registration for PET and MR Brain Images Using Full and Incomplete Brain Surfaces”, *Journal of Computer Assisted Tomography*, 19(1), pp.117-124 (1995)
- [17] 水田忍, 杉本直三, 宇山親雄, 他：“2次元画素値マップのベクトル量子化歪を用いたモダリティの異なる医用画像間位置合わせに関する検討”，電子情報通信学会情報・システムソサイエティ大会講演論文集, pp.374 (1996)
- [18] Hill DLG, Sdudholme C, Hawkes DJ：“Voxel Similarity Measures for Automated Image Registration”, *Proc. Visualization in Biomedical Computing*：pp.205-216 (1994)
- [19] Wells WM, Viola P, Kikinis R et al：“Multi-modal volume registration by maximization of mutual information”, *Medical Image Analysis* 1(1)：pp.35-51 (1996)
- [20] Woods RP, Mazziotta JC, Cherry SR：“MRI-PET Registration with Automated Algorithm”, *Journal of Computer Assisted Tomography*, 17(4), pp.536-546 (1993)
- [21] Ardekani BA, Kanno I, Iida H et al：“A Fully Automatic Multimodality Image Registration Algorithm” *Journal of Computer Assisted Tomography*, 19(4), pp.615-623 (1995)
- [22] 中川聖一：“情報理論の基礎と応用”，近代科学社, pp.13-15 (1992)
- [23] West J, Fitzpatrick JM, Wang MY et al：“Comparison and Evaluation of Retrospective Intermodality Brain Image Registration Techniques”, *Journal of Computer Assisted Tomography*, 21(4), pp.554-566 (1997)

- [24] Friston KJ, Frith CD, Liddle PF, Frith CD, Frith CD : “Plastic Transformation of PET Images”, Journal of Computer Tomography, 15(4), pp.634-639 (1991)
- [25] Toga AW, Mazziotta JC : “Brain Mapping: The Methods”, Academic Press, pp.343-361 (1996)
- [26] Woods RP, Cherry SR, Mazziotta JC : “Rapid Automated Algorithm for Aligning and Reslicing PET Images”, Journal of Computer Tomography, 16(4), pp.620-633 (1992)
- [27] Inoue T : “Automatic die-bonding system for semiconductors with TV cameras”, Trans Soc Manu Eng., pp.1-14 (1977)
- [28] Rosenfeld A, Kak AC : “Digital Picture Processing”, Academic Press, Vol.2, pp.209 (1982)
- [29] 高木幹雄, 下田陽久 : “画像解析ハンドブック”, 東京大学出版会, pp. 624-625 (1991)
- [30] 田中豊, 脇本和昌 : “多変量統計解析法”, 現代数学社, pp. 109-110 (1983)
- [31] 長尾真 : 画像認識論, コロナ社, pp.122-124 (1983)
- [32] Toga AW, Mazziotta JC : “Brain Mapping: The Methods”, Academic Press (1996)
- [33] 今里悠一, 大橋昭南 : “医用画像処理”, 昭晃堂, pp 166-171 (1993)
- [34] 美濃導彦, 天野晃 : “Snakes : 過去・現在・未来”, 電子情報通信学会技術報告 PRMU97-184, pp.81-88 (1997)
- [35] 土屋健一, 松尾啓志, 岩田彰 : “アクティブバルーンモデルと対称性仮説を用いた 3 次元再構成”, 電子情報通信学会論文誌 D-II (9) , pp.1967-1976 (1993)
- [36] Talairach J, Tournoux P : “Co-Planar Stereotaxic Atlas of the Human Brain” Thieme (1988)
- [37] Tiede U, Schiemann T, Höhne KH : “Visualizing the Visible Human”, IEEE Comput. Graph. Appl., 16 : pp.7-9 (1996)

関連発表論文

- 1) 水田忍 (京都大学大学院人間・環境学研究科) 湊小太郎, 高橋隆, 米倉義晴 (京都大学医学部) : “1 次元投影像を用いた医用 3 次元画像の高速マッチングに関する検討”, 日本医用画像工学会論文誌 Medical Imaging Technology(MIT), 13(2), pp.170-178 (1995)
(第 3 章)
- 2) Shinobu Mizuta, Chikao Uyama (National Cardiovascular Center) Kotaro Minato (Nara Institute of Science and Technology) Takashi Takahashi (Kyoto University) Yoshiharu Yonekura (Fukui Medical School) : “A Rapid Matching Algorithm for Cerebral 3D Images Using 1D Projection”, Computer Methods and Programs in Biomedicine, 55, pp.191-198 (1998)
(第 3 章)
- 3) Shinobu Mizuta, Shin-ichi Urayama, Hiroshi Watabe, Naozo Sugimoto, Chikao Uyama (National Cardiovascular Center) : “Simultaneous Process of Automated 3D Registration and Segmentation on Medical Images”, SPIE Medical Imaging 97, pp.841-852 (1997; 審査付 proceedings)
(第 5 章および第 6 章)
- 4) Shinobu Mizuta, Shin-ichi Urayama, Hiroshi Watabe, Chikao Uyama (National Cardiovascular Center) : “A Rapid, Non-linear Image Matching Method Using Whole-Image Distance Based on Iterative Linear Matching of Connected Partial Regions” In: Information Systems and Technologies for Network Society. World Scientific Publishing Co., pp.257-260 (1997; 兼 情報処理学会国際シンポジウム 査読付 proceedings)
(第 4 章および第 6 章)
- 5) 水田 忍, 浦山慎一, レザ A. ゴロフィ, 宇山親雄 (国立循環器病センター) : “3 次元脳地図と医用頭部画像の自動非線形位置合わせ”, 日本医用画像工学会論文誌 Medical Imaging Technology(MIT), 16(3), pp.175-183 (1998)
(第 4 章, 第 5 章および第 6 章)

関連講演報告

- 1) 水田忍, 湊小太郎, 高橋隆 (京大病院医療情報部) 米倉義晴 (京都大学医学部) : “頭部PET画像対象とした3次元画像マッチングに関する検討”, 第13回医療情報学連合大会 (1993年11月)
- 2) 水田忍 (京都大学大学院人間・環境学研究科) 湊小太郎, 高橋隆, 米倉義晴 (京都大学医学部) : ” 頭部PET画像を対象とした高速3次元マッチングに関する検討”, 医用画像工学研究会 JAMIT Frontier '94 (1994年1月)
- 3) 水田忍 (京都大学大学院人間・環境学研究科) 湊小太郎, 高橋隆, 米倉義晴 (京都大学医学部) : ” 頭部PET画像を対象とした3次元非線形画像マッチングに関する検討”, 第33回日本エム・イー学会大会 (1994年5月)
- 4) 水田忍, 高木康彦 (京都大学大学院人間・環境学研究科) 湊小太郎, 高橋隆, 米倉義晴 (京都大学医学部) : ” 1次元投影像を用いた頭部3次元PET画像の高速ビストレーション”, 第14回医療情報学連合大会 (1994年11月)
- 5) 水田忍 (国立循環器病センター) 湊小太郎, 高橋隆 (京大病院医療情報部) 米倉義晴 (京都大学医学部) 宇山親雄 (国立循環器病センター) : “1次元投影像を用いた頭部3次元医用画像の高速マッチングシステムに関する検討”, 日本医用画像工学会第14回大会 (1995年7月)
- 6) 水田忍, 宇山親雄 (国立循環器病センター) : “相互に独立した局所マッチングに基づく非線形画像マッチングに関する検討”, 第26回画像工学コンファレンス (1995年12月)
- 7) 水田忍, 宇山親雄 (国立循環器病センター) : “局所探索範囲の動的な更新に基づく医用画像の非線形マッチングに関する検討”, 第35回日本エム・イー学会大会 (1996年5月)
- 8) 水田忍, 杉本直三, 渡部浩司, 浦山慎一, 宇山親雄 (国立循環器病センター) : “2次元画素値マップのベクトル量子化歪を用いたモダリティの異なる医用画像間位置合わせに関する検討”, 1996年電子情報通信学会情報・システムソサイエティ大会 (1996年9月)
- 9) 水田忍, 杉本直三, 渡部浩司, 浦山慎一, 宇山親雄 : “2次元特徴空間のベクトル量子化に基づく異種モダリティ3次元画像の領域分割と位置合わせに関する検討”, 第36回日本エム・イー学会大会 (1997年4月)